

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису
УДК 004.896

До захисту допущено
В. о. завідувача кафедри ММСА

О.Л.Тимошук

«__» _____ 2020 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра за спеціальністю 124 Системний аналіз
на тему: «Моделі і методи для прогнозування нелінійних нестационарних
процесів в економіці та фінансах»

Виконав:

студент II курсу, групи КА-92мп
Панченко Денис Володимирович

Керівник:

професор кафедри ММСА,
д.т.н., проф. Бідюк П. І.

Рецензент:

професор кафедри інформаційної безпеки
КПІ ім. Ігоря Сікорського
д.т.н., проф. Архипов О. Є.

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань
Студент _____

Київ
2020

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти — другий (магістерський)
Спеціальність — 124 «Системний аналіз»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В. о. завідувача кафедри ММСА

О. Л. Тимощук

«___» _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту Панченку Денису Володимировичу

1. Тема дисертації: «Моделі і методи для прогнозування нелінійних нестационарних процесів в економіці та фінансах», науковий керівник дисертації Бідюк Петро Іванович, д.т.н., професор, затверджені наказом по університету від «02» листопада 2020р. № 3182-с

2. Термін подання студентом дисертації: 13 грудня 2020 р.

3. Об'єкт дослідження: нелінійні нестационарні фінансово-економічні процеси ціноутворення.

4. Предмет дослідження: моделі та методи регресійного аналізу та методу групового урахування аргументів для задач прогнозування, шляхи покращення існуючих методів та систем прогнозування.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

1. Огляд предметної області та аналіз існуючих моделей та методів для прогнозування нелінійних нестационарних процесів;
2. Розробка нових підходів до прогнозування на основі використання методів регресійного аналізу та методу групового урахування аргументів;
3. Розробка програмного комплексу, що забезпечуватиме використання існуючих та розроблених методів для вирішення задачі прогнозування часових рядів фінансово-економічного ринку.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:

- 1). Функціональна схема побудованого програмного продукту
- 2). Приклади функціонування створеного програмного продукту
- 3). Таблиці у розділі стартап-проекту

7. Дата видачі завдання: 05 вересня 2020 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації
1.	Концептуальний вступ дисертації. Формулювання об'єкта, предмета, цілі, завдань, новизни, практичної значущості результатів	18.09.2020—20.09.2020
2.	Перший розділ. Особливості протікання фінансово-економічних процесів, моделі та існуючі системи фінансово-економічних процесів	21.09.2020—30.09.2020
3.	Другий розділ. Вибрані моделі для опису нелінійних нестаціонарних процесів	01.10.2019—09.11.2019
4.	Третій розділ. Виконання та аналіз обчислювальних експериментів	10.11.2020—16.11.2020
6.	Четвертий розділ. Стартап-проект	17.11.2020—20.11.2020
7.	Висновки по роботі і перспективи подальших досліджень	21.11.2020—26.11.2020

Студент

Панченко Д.В.

Науковий керівник дисертації

Бідюк П.І.

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 132с., 30 рис., 27 табл., 1 додаток, 20 джерел. Актуальність роботи. Фінансово-економічні процеси мають досить складний характер. Даний факт підкреслюється присутністю нелінійності та нестационарності в даних процесах. Це призводить до необхідності пошуку нових структур прогнозних моделей для підвищення рівня моделювання та прогнозування даних процесів.

Зв'язок роботи з науковими програмами. Дослідження виконувалось у відповідності до наукових задач, які були розглянуті у поточному році.

Мета дослідження. Побудувати оптимальні моделі та вибрати найкращу з них для подальшого прогнозування процесів ціноутворення на ринку акцій.

Задача дослідження. Розглянути методи моделювання і прогнозування нелінійних нестационарних процесів; застосувати різні методи моделювання та прогнозування до досліджуваних процесів і провести порівняльний аналіз отриманих результатів.

Об'єкт дослідження. Нелінійні нестационарні процеси в економіці та фінансах.

Предмет дослідження. Математичні моделі і методи опису нелінійних нестационарних процесів та методи оцінювання прогнозів на їх основі.

Методи дослідження. Використання методу найменших квадратів для оцінки параметрів моделі.

Наукова новизна отриманих результатів. Розроблено систему моделювання нелінійних нестационарних процесів та побудови прогнозів за вибраною моделлю.

НЕЛІНІЙНІСТЬ, НЕСТАЦІОНАРНІСТЬ, МГУА, ПРОГНОЗ, МНК, АВТОКОРЕЛЯЦІЯ.

ABSTRACT

The theme: Models and methods for forecasting nonlinear nonstationary processes in economy and finances.

Master thesis: 120p., 30 fig., 28 tabl., 1 appendixes, 20 sources.

Actuality of theme. Development of financial and economic processes is complex: the presence of non-stationary and non-linearity, leading to the need to find new structures forecasting models to improve the quality of forecasts. It is necessary for use in decision making.

Relationship of academic programs. The study was carried out in accordance with scientific problems that weren't the department will consider this year.

Purpose. To develop optimal models and choose the best one for further forecasting of stock market pricing processes.

The research object. The process of adaptation models and forecasting functions for statistical and experimental data.

The task of research. To consider methods of modeling and prediction of nonlinear non-stationary processes; apply different methods of modeling and forecasting to the investigated processes and conduct a comparative analysis of the results obtained.

Subject of research. Mathematical models, methods and criteria set for the construction of adaptive modeling and forecasting time series.

Research methods. Application of the method of group consideration of arguments in order to select the best model. The system of process modeling and forecasting for the selected model.

FORECAST, MODEL, NONLINEARITY, NONSTATIONARITY, TIME SERIES, AUTOCORRELATION.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	8
ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 ОСОБЛИВОСТІ ПРОТІКАННЯ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ, МОДЕЛІ ТА ІСНУЮЧІ СИСТЕМИ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ	12
1.1 Особливості протікання фінансово-економічних процесів на сучасному стані.	12
1.1.1 Типи нелінійностей.	13
1.1.2 Тести на наявність нестационарності.	15
1.1.3 Приклади типових представників нелінійних нестационарних процесів.....	23
1.2 Огляд сучасних моделей нелінійних нестационарних процесів.	24
1.2.1 Лінійні моделі.	24
1.2.2 Моделі гетероскедастичних процесів.....	26
1.2.3 Моделі інтегрованих процесів(з трендом)	30
1.3 Системи, які дають можливість моделювати і прогнозувати нелінійні нестационарні процеси.....	33
1.4 Висновки до розділу та постановка задачі дослідження.....	35
РОЗДІЛ 2 ВИБРАНІ МОДЕЛІ ДЛЯ ОПИСУ НЕЛІНІЙНИХ НЕСТАЦІОНАРНИХ ПРОЦЕСІВ	37
2.1 Моделі гетероскедастичних процесів.....	37

2.1.1 Авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю(АРУГ)	37
2.1.2 Узагальнена модель авторегресії з умовною гетероскедастичністю (УАРУГ)	40
2.1.3 Експоненційна узагальнена авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю (ЕУАРУГ)	42
2.2 Метод групового урахування аргументів	43
2.3 Методи оцінювання параметрів нелінійних нестационарних процесів	48
2.3.1 Метод найменших квадратів(МНК)	49
2.3.2 Рекурсивний метод найменших квадратів(РМНК)	50
2.3.3 Метод максимальної правдоподібності	51
2.3.4 Метод Монте-Карло для Марковських ланцюгів	54
2.4 Критерії адекватності моделей і якості оцінок прогнозів.	56
2.4.1 Критерії адекватності моделей	56
2.4.2 Критерії якості оцінок прогнозів	61
2.5 Висновки до розділу	62
РОЗДІЛ 3 ВИКОНАННЯ ТА АНАЛІЗ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ	64
3.1 Опис програмного продукту	64
3.2 Вибір інструментальної бази для реалізації програмного продукту та інструментарій по експлуатації.	68
3.2.1 Вибір інструментальної бази	68
3.2.2 Інструментарій по експлуатації розробленого програмного продукту	69

3.3 Виконання обчислювальних експериментів та аналіз отриманих результатів 74

3.4 Висновки до розділу103

РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ104

4.1 Опис ідеї проекту.....104

4.2 Технологічний аудит ідеї проекту105

4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту106

4.4 Розроблення ринкової стратегії проекту111

4.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту114

Висновки до розділу.....116

ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ
.....117

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ119

ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ121

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АКФ – автокореляційна функція

АР – авторегресія

АРКС – авторегресія з ковзним середнім

АРУГ – авторегресивна умовна гетероскедастичність АСПП

– абсолютна середня похибка в процентах

ЗНМК – звичайний метод найменших квадратів

МАП – максимальна абсолютна похибка

МіАП – мінімальна абсолютна похибка

ММП – метод максимальної правдоподібності

МНК – метод найменших квадратів

МП – максимальна правдоподібність

ПП – програмний продукт

РМНК – рекурсивний метод найменших квадратів

САПП – середня абсолютна похибка в процентах СКП

– середньоквадратична похибка СП – середня похибка прогнозу

СПП – середня похибка в процентах

МГУА – метод групового урахування аргументів

На сьогоднішній день дослідження процесів ціноутворення є високоперспективним та розповсюдженим напрямком економічних досліджень. Саме тому їх вивчення, а особливо дослідження нелінійних нестационарних процесів, вимагають з кожним днем все більшої уваги від наукового суспільства. Вкладення капіталу в цінні папери все частіше розглядається інвесторами як найбільш приваблива альтернатива подальшого розвитку. Торгівля на фондовому ринку стає доступною для широкого кола осіб не тільки серед великих учасників, але і громадян, що мають незначні можливості капіталовкладень, за рахунок все більш зростаючої інформованості населення. Вище перелічені факти, вимагають якісного аналізу моделей та методів для моделювання та прогнозування фінансово-економічних процесів ціноутворення.

Якість прийнятих рішень прямо пропорційна якості прогнозування поведінки їх в майбутньому. Основною метою моделювання фінансових процесів є їх прогнозування, тобто інформація, щодо оцінених параметрів моделі в майбутньому. Головним завданням фінансових прогнозів є своєчасне отримання знань, необхідних для вивчення та аналізу процесів, що відбудуться в майбутньому..

Постановка задачі:

1. Виконати аналіз загальної проблеми моделювання макроекономічних та нелінійних процесів.
2. Розглянути методи моделювання і прогнозування нелінійних нестационарних процесів.
3. Застосувати різні методи моделювання та прогнозування до досліджуваних процесів і провести порівняльний аналіз отриманих результатів.

4. Виробити рекомендації стосовно можливостей подальшого вдосконалення розробленої системи.

РОЗДІЛ 1 ОСОБЛИВОСТІ ПРОТІКАННЯ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ, МОДЕЛІ ТА ІСНУЮЧІ СИСТЕМИ ФІНАНСОВО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

1.1 Особливості протікання фінансово-економічних процесів на сучасному стані.

Останнім часом інтенсивно проводяться дослідження фінансово-економічних процесів та їх моделей для більш досконалого аналізу економічного розвитку підприємств, держав, ціноутворення на біржові активи, курси валют, тощо. З метою практичного їх застосування та аналізу виникає задача розв'язання нелінійних нестационарних систем рівнянь моделей та відповідно їх якісного аналізу. Дані факти говорять про необхідність розвитку та розгляду нестандартних підходів для моделювання та прогнозування.

Необхідно побудувати унікальну модель, яка б дозволила нам з оптимальною точністю описати складну поведінку фінансово-економічних процесів.

Моделі фінансово-економічних процесів являються яскравими представниками нелінійних нестационарних процесів, оскільки вони, як правило, характеризуються досить складною динамікою процесу, а це є головною причиною нестабільності. Таким чином описувати звичайними лінійними моделями фінансово-економічні процеси буде невірним рішенням.

Не лінійність зазвичай супроводжується нестационарністю. Головною ознакою нестационарності є зміна у часі трьох основних статистичних характеристик досліджуваних процесів, а саме: математичного сподівання, дисперсії та коваріації.

Звичайно, робота з нелінійними не моделями є більш складною: збільшені можливості можуть розглядатися як додаткові ступені свободи, що призводить до кращого пристосування моделі до відомих значень, проте як було вже сказано вище,

необхідно використовувати нетипові підходи до моделювання та прогнозування процесів, для більш досконалого аналізу.

1.1.1 Типи нелінійностей.

Існує два типи нелінійностей:

- а) нелінійність відносно змінних;
- б) нелінійність відносно параметрів.

В якості яскравого прикладу нелінійності відносно змінних може виступати рівняння виду:

$$y(k) = a_0 + a_1 x(k) + a_2 x(k)^2 + \dots + a_m x(k)^m + \varepsilon(k) \quad (1.1)$$

Дане рівняння є ні що інше як поліноміальна регресія.

Щодо оцінки коефіцієнтів моделі(1.1), то це можна зробити за допомогою звичайного методу найменших квадратів.

Наявність в моделі добутків коефіцієнтів, рівняння(1.2), говорить нам про явно виражену нелінійність відносно параметрів.

$$y(k) = a_0 + a_1 a_2 x(k) + a_2 \exp(-bx(k)) + \varepsilon(k). \quad (1.2)$$

Виконати оцінки параметрів моделі(1.2) за допомогою звичайного МНК практично неможливо, відповідно для отримання оптимального розв'язку необхідно використати, наприклад, метод максимальної правдоподібності, нелінійний МНК, або інші методи нелінійного оцінювання.[1]

Практично усі нелінійні процеси в свою чергу розділяються на два класи: нелінійні стаціонарні та нелінійні нестаціонарні процеси. За приклад нелінійних нестаціонарних процесів можна взяти кусочно-стаціонарні процеси. Суть даних процесів в тому, що процес характеризується своєю періодичністю, а саме, процес на одному часовому проміжку процес веде себе як стаціонарний, на іншому часовому проміжку, відповідно, як нестаціонарний.

Нелінійні нестаціонарні процеси за своєю природою діляться на: гетероскедастичні, інтегровані та коінтегровані.

Інтегрованим процесом, називають процес, при якому виконується умова $E[y(k)] \neq const$, іншими словами математичне сподівання на досліджуваному часовому проміжку змінює своє значення. Даний процес також називають процесом із трендом чи процесом із одиничними коренями. За визначенням тренд – значення поточного середнього для процесу, що вказує на його довгострокове варіювання.

Процеси з трендом в свою чергу можна поділити на процеси зі стохастичним та детермінованим трендом. Стохастичним називається тренд, що містить випадкову складову. Відповідно, якщо тренд не містить випадкову складову, маємо справу з детермінованим трендом. Коефіцієнти детермінованого тренду не змінні на довгому часовому проміжку. Для того щоб перевірити процес на присутність детермінованого тренду потрібно оцінити наступне рівняння:

$$y(k) = a_0 + c_1 k + c_2 k^2 + c_m k^m \quad (1.3)$$

Відповідно поліном порядку m в залежності від часу. За умови, що хоча б один із коефіцієнтів c_i , $i = 1..m$ статистично значимий – відхиляємо гіпотезу щодо відсутності тренду. Як було сказано вище, якщо в тренді наявна випадкова компонента, то маємо справу зі стохастичним трендом. Коефіцієнти стохастичного тренду досить швидко змінюються на певному проміжку часу.

Якщо в процесі спостерігається зміна дисперсії, то процес називається

гетероскедастичним, іншими словами, якщо виконується умова: $var[y(k)] = E\{[y(k) - \mu]^2\} \neq const$ – маємо справу з гетероскедастичним процесом. Під час аналізу фінансово-економічних процесів дисперсія розглядається як міра волатильності - показник, що характеризує коливання часових рядів. Головною характеристикою змін цін в часі у фінансово-економічних процесах є, власне, волатильність. Волатильність - головний показник фінансових ризиків.

У загальному випадку нестационарність веде до того, що при зростанні розміру вибірки математичне сподівання, дисперсія та автоковаріаційна функція можуть прагнути до нескінченності. Це унеможливить оцінювання дисперсій коефіцієнтів, а значить, і проведення тестів. Більш того, якщо процес є нестационарним, то розподіл оцінок коефіцієнтів буде відмінно від нормального, таким чином, проведення статистичних тестів стає неможливим. Для кінцевих вибірок властивість стаціонарності не є теоретично обґрунтованим, так як у визначенні використовуються теоретичні значення, але тим не менше невиконання цієї властивості веде до зміни розподілів оцінок коефіцієнтів[1].

1.1.2 Тести на наявність нестационарності.

Дослідження процесу на нестационарність є важливим етапом моделювання з метою побудови якісного прогнозу. Завдяки стрімкій популяризації дослідження та аналізу нестационарних процесів на даний момент ми можемо використати ряд різноманітних тестів на наявність нестационарності процесу. Серед найбільш розповсюджених та якісних, можна виділити наступні: для присутності тренду(одиначного кореню) - тест Діккі-Фуллера, для підтвердження гетероскедастичності - тести Голдфельда-Квандта, Бройша-Пагана/Годфрі, Уайта.

1) Тест на інтегрованість.

Тест Діккі-Фуллера є одним із найкращих засобів перевірки стаціонарності часового ряду, а саме перевірки процесу на наявність тренду. Про наявність одиничного кореню в часовому ряді ми кажемо тоді, коли його перші різниці утворюють стаціонарний ряд. Аналітично, умову наявності одиничного кореню ми можемо представити у вигляді:

$$\{y(k)\} \sim I(1), \text{ при умові: } \Delta y(k) = y(k) - y(k-1), \quad \{\Delta y(k)\} \sim I(0) \quad (1.4)$$

Даний тест дозволяє нам визначити коефіцієнт p в рівнянні авторегресії першого порядку $AR(1)$:

$$y(k) = p \cdot y(k-1) + \varepsilon(k), \quad (1.5)$$

де $y(k)$ – наш часовий ряд;

$\varepsilon(k)$ – похибка моделі.

Якщо ми бачимо, що $p \approx 1$ чи $p = 1$ то маємо справу з процесом з одиничними коренями, згідно з даною умовою, можемо зробити висновок, що ряд y - не стаціонарний. $I(1)$ – рівень інтегрованості процесу.

За умови: $0 < p < 1$ маємо справу зі стаціонарним рядом зі ступенем інтегрованості - $I(0)$.

Випадок, коли $p > 1$ є досить мало ймовірним у фінансово-економічних процесах, оскільки достатня інерційність є головною характеристикою даних процесів, іншими словами: дуже великі значення, а тим паче, за невеликі проміжки часу не беруться до уваги.

Рівняння авторегресії (1.6) можна, також представити в наступному вигляді:

$$\Delta y(k) = b*y(k-1) + e(k), \quad (1.6)$$

де $b = \rho - 1$;

Δ - оператор різниці першого порядку: $\Delta y(k) = y(k) - y(k-1)$.

На сьогоднішній день існує три типи тесту Діккі – Фуллера:

1) На присутність тренду без урахування інших показників, окрім запізнення на вході першого порядку, іншими словами - лагу:

$$\Delta y(k) = b*y(k-1) + \varepsilon(k) \quad (1.7)$$

2) На присутність одиничного кореня, беручи до уваги зміщення:

$$\Delta y(k) = a_0 + b*y(k-1) + \varepsilon(k) \quad (1.8)$$

3) На присутність одиничного кореню, беручи до уваги зміщення та тренд:

$$\Delta y(k) = a_0 + a_1*k + b*y(k-1) + \varepsilon(k) \quad (1.9)$$

Відповідно, якщо $b = 0$, то $\rho = b + 1 = 1$ – отримуємо процес з одиничними коренями. З цього робимо висновок, що наш часовий ряд нестационарний та має порядок інтегрованості $I(1)$. У випадку, якщо $b < 0$, то $\rho < 1$, відповідно ряд y – стаціонарний.

Згідно з теорією прийняття гіпотез приймемо за нуль гіпотезу $H_0 : b = 0$, тобто нестационарний процес з одиничними коренями. За альтернативну гіпотезу приймемо $H_1 : b < 0$, тобто будемо мати справу зі стаціонарним рядом.

Для кожного з трьох типів тесту Діккі – Фуллера (1.8 – 1.10) t – статистика Стюдента має свої власні критичні значення. Дані значення знаходяться з відповідної таблиці Діккі – Фуллера.

Нехай дано умову:

$$|\tau| = \left| \frac{\hat{b}}{SE_{\hat{b}}} \right| > |\tau_{\text{крит}}|, \quad (1.10)$$

де \hat{b} – значення оцінки коефіцієнта b ;

$SE_{\hat{b}}$ – значення стандартної похибка оцінки \hat{b} .

При виконанні умови (1.10) ми маємо відкинути гіпотезу щодо того, що часовий ряд - нестационарний.

Також можемо зіткнутися з ситуацією, коли $b = 0$ і $|\tau| = \left| \frac{\hat{b}}{SE_{\hat{b}}} \right| > |\tau_{\text{крит}}|$. Дана модель називається – модель випадкового блукання.

Тест Дікі – Фуллера, незважаючи на свою розповсюдженість та практичність, має свої недоліки, а саме, даний тест перевіряє присутність лише одного одиничного кореня. У випадку, коли процес має декілька одиничних коренів даний тест може працювати некоректно[2].

2) Тести на наявність гетероскедастичності.

Перевірка процесу на присутність гетероскедастичності, тобто процесу зі змінною дисперсією можлива при використанні тестів:

- а) тест Бройша-Пагана/Годфрі;
- б) тест Уайта;
- в) тест Голдфельда-Квандта.

Розглянемо дані тести детальніше.

Тест Уайта.

Тест Уайта - це тест, за допомогою якого можна перевірити регресійну модель на наявність випадкових помилок в даній залежності однієї змінної від іншої або від декількох змінних.

За основу використання цього тесту, з метою доведення присутності гетероскедастичності взято побудову додаткової моделі регресії для квадратів залишків, які можна отримати, виконавши оцінку звичайним методом найменших квадратів часових рядів. Регресія квадратів залишків в правій частині містить константу, та усі ненадлишкові регресори з множини усіх регресорів, що об'єднує самі регресори, їх взаємні добутки та квадрати. Для прикладу візьмемо початкову регресію у вигляді:

$$y(k) = a_0 + a_1 x_1(k) + a_2 x_2(k) + \varepsilon(k), \quad (1.11)$$

З рівняння(1.11) видно, що вектор вимірів незалежних змінних набуває вигляду $[1 \ x_1 \ x_2]^T$. Таким чином, досить легко зрозуміти, що сукупність всіх ненадлишкових змінних, а саме: регресори, їх квадрати та взаємні добутки прийматиме вигляд:

$$[1 \ x_1 \ x_2 \ x_1^2 \ x_1 x_2 \ x_2^2], \quad (1.12)$$

так як $x_1^2 = 1$, а процедура множення регресорів на одиницю ситуацію не змінить.

При умові висунення гіпотези про наявність гетероскедастичного процесу, добуток nR^2 матиме в асимптотиці розподіл хі-квадрат $\chi^2(5)$, 5 - кількість регресорів без константи; R^2 – коефіцієнт детермінації. Взагалі можна припустити, що $nR^2 \leftrightarrow \chi^2(q)$, іншими словами - добуток nR^2 приблизно має розподілення хі-квадрат при використанні q регресорів (константу не враховуємо).

Недоліком теста Уайта є те, що факт не виявлення ним гетероскедастичності, власне кажучи, не означає її відсутності. Справді, приймаючи гіпотезу, ми приймаємо лише той факт, що відсутня певного виду залежність дисперсій помилок регресії від значень регресорів [3].

Тест Бройша-Пагана/Годфрі

Тест Бройша-Пагана/Годфрі - один із статистичних тестів для перевірки наявності гетероскедастичності випадкових помилок регресійній моделі. Застосовується, якщо є підстави вважати, що дисперсія випадкових помилок може залежати від деякої сукупності змінних. При цьому в даному тесті перевіряється лінійна залежність дисперсії випадкових помилок від деякого набору змінних.

Припустимо, що ми маємо деяку лінійну регресію:

$$y(k) = x^T(k)\beta + \varepsilon(k), \quad (1.13)$$

де $x^T(k) = [1 \ x_2(k) \ x_3(k) \ \dots \ x_r(k)]$.

Припустимо, що гетероскедастичність представляється в наступній формі:

$$\begin{aligned} E[\varepsilon(k)] &= 0, \quad \forall k, \\ \text{var}[\varepsilon(k)] &= E[\varepsilon^2(k)] = \sigma_\varepsilon^2 = h(\alpha z^T(k)), \end{aligned} \quad (1.14)$$

де $z^T(k) = [1 \ z_2(k) \ z_3(k) \ \dots \ z_p(k)]$ - змінні, які нам відомі;

$\alpha = \alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_p$ - невідомі коефіцієнти моделі;

$h(\dots)$ - стала функція(приймає тільки додатні значення).

Згідно з теорією прийняття гіпотез, за нуль гіпотезу візьмемо:

$$H_0: \alpha_2 = \alpha_3 = \dots = \alpha_p = 0, \quad (1.15)$$

тобто

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = h(\alpha_1) = \text{const.} \quad (1.16)$$

Таким чином із припущення про те що, в правій частині – нормальний розподіл збурень, а це свідчить про те що досить зручно буде застосувати метод найменших квадратів з метою оцінювання параметрів моделі, можемо описати алгоритм застосування тесту Бройша – Пагана:

За допомогою методу найменших квадратів виконуємо оцінювання параметрів рівняння(1.11), в результаті знаходимо значення залишків моделі:

$$e(k) = y(k) - x^T(k)\beta \quad (1.17)$$

дисперсія буде мати вигляд:

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = N^{-1} \sum \varepsilon^2(k) \quad (1.18)$$

За допомогою методу найменших квадратів знаходимо оцінки регресії $\varepsilon^2(k)/\sigma_{\varepsilon}^2$ на $z(k)$, та отримуємо величину похибки ESS з умови:

$$ESS = \beta^T X^T X \beta - N\mu_y^2, \quad (1.19)$$

де μ_y – середнє значення $\{ y(k) \}$.

$\chi^2_{(p-1)}$ – асимптотичний розподіл статистики теста $ESS/2$, за умови висунутої гіпотези. Якщо дана статистика більша за критичне значення розподілу з χ^2 - гіпотезу відносно стаціонарності необхідно відхилити[4].

Тест Голдфелда-Квандта

Тест Голфреда-Квандта - процедура тестування гетероскедастичності випадкових помилок регресійної моделі, що застосовується в разі, коли є підстави вважати, що стандартне відхилення помилок має ймовірність бути пропорційним до деякої змінної. Тест також ґрунтується на припущенні нормальності розподілу випадкових помилок регресійної моделі. Так як статистика тесту має розподіл Фішера, то є усі підстави вважати, що даний тест є F-тестом.

Для використання тесту на початку необхідно відсортувати дані по незалежній змінній Z за спаданням. Дана змінна яка є головною причиною для висунення гіпотези щодо гетероскедастичності процесу. На наступному кроці за допомогою методу найменших квадратів оцінюємо параметри початкової регресійної моделі на двох різних вибірках, а саме: перші та останні q спостереження, за умови $q < n/2$. Середні $n - 2q$ зі спостереження необхідно виключити. Далі вичисляємо суми квадратів залишків для отриманих двох оцінок регресійної моделі та рахуємо F-статистику, відповідно за формулою:

$$F = \frac{RSS_1/(q-k)}{RSS_2/(q-k)} = \frac{RSS_1}{RSS_2}. \quad (1.20)$$

За умови, що гетероскедастичність відсутня, дана статистика приймає значення розподілу Фішера $F(q - k; q - k)$. Відповідно до теорії прийняття гіпотез, за умови перевищення критичного значення розподілу даною статистикою, при заданому рівні значущості, нуль гіпотезу щодо стаціонарності процесу необхідно відхилити, тобто маємо справу з гетероскедастичністю. [5].

1.1.3 Приклади типових представників нелінійних нестационарних процесів.

Безумовно, одним із найяскравіших представників нелінійних нестационарних процесів у фінансах та економіці є фінансові процеси ціноутворення.

На формування цін на фінансовому ринку впливають внутрішні та зовнішні фактори, які мають об'єктивний і суб'єктивний характер. Під впливом різнопланових факторів ціни на один і той же цінний папір можуть суттєво коливатися. В цілому на формування рівня цін на фінансові інструменти впливають: галузева належність емітента та територіальні умови його розміщення, ступінь технічної озброєності виробництва емітента, якість цінних паперів, специфіка окремих регіонів, інвестиційні характеристики цінних паперів та управлінські можливості емітентів, заходи державного регулювання цін, врахування взаємозамінності, врахування цін на аналогічні цінні папери та послуги на зовнішньому ринку, особливості системи формування цін на папери різних емітентів, конкуренція, монополізм, ступінь розвитку ринкових відносин, співвідношення між попитом і пропозицією, рівень податків.

Беручи до уваги всі, вище перелічені фактори, формування цін на фінансовому ринку з 100% впевненістю можна сказати, що фінансові процеси ціноутворення досить складний процес з багатьма факторами, що змінюються в часі. Відповідно дані процеси є яскравим представником нелінійних нестационарних процесів у фінансах.

1.2 Огляд сучасних моделей нелінійних нестационарних процесів.

1.2.1 Лінійні моделі.

1. Авторегресія (AR(p)).

Рівняння авторегресії описує пам'ять процесу, тобто вплив значень попередніх станів на його поточний стан:

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + \dots + a_n y(k-n), \quad (1.21)$$

де a_i , $i = 1..p$ - коефіцієнти моделі, які оцінюються на основі значень часового ряду;

p - порядок авторегресії, який визначається числом затриманих в часі значень ряду, що використовуються в правій частині рівняння для описання динаміки змінної в момент;

k , $k = 1, 2, \dots$ - дискретний час;

$\varepsilon(k)$ - випадкова величина, поява якої зумовлена наступними причинами:

- вплив випадкових збурень на процес, що моделюється;
- похибки рівняння, зумовлені неточно вибраною структурою (можливо, що не враховано деякі регресори, введено непотрібні незалежні змінні або робиться спроба моделювати нелінійний процес за допомогою лінійного рівняння);
- методичні і обчислювальні похибки, які з'являються при обчисленні оцінок коефіцієнтів рівняння[6].

2. Авторегресія з ковзним середнім (АРКС(p, q))

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \cdot y(k-i) + mv(k) + \sum_{j=1}^q b_j \cdot mv(k-j), \quad (1.22)$$

де q – порядок ковзного середнього;

b_j – коефіцієнти ковзного середнього[5].

3. Авторегресія з інтегровним ковзним середнім (АРІКС(p, d, q)):

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \cdot y(k-i) + mv(k) + \sum_{j=1}^q b_j \cdot mv(k-j) + \sum_{s=1}^d c_s \cdot x_s, \quad (1.23)$$

де p – порядок авто регресійної частини;

q – порядок КС;

d – кількість включених пояснюючих змінних.

В рівнянні (1.24) сума $\sum_{s=1}^d c_s \cdot x_s$ представляє собою лінійну комбінацію зовнішніх пояснюючих змінних x_1, \dots, x_d .

Рішення о включенні в АРІКС рівняння моделі відповідної пояснюючої змінної x_s приймається на основі аналізу сумісної кореляції вихідного сигналу y та x_s $correl(y, x_s) = r_{y, x_s}$ Якщо $r_{y, x_s} > 0,5$ то змінну x_s необхідно включати[7].

1.2.2 Моделі гетероскедастичних процесів

Наявність гетероскедастичності є основною проблемою при регресійному аналізі та дисперсійному аналізі, оскільки це анулює статистичні тести значимості, які припускають, що всі помилки моделювання мають однакову дисперсію. Хоча звичайне оцінювання методом найменших квадратів все ще є неупередженим за наявності гетероскедастичності, воно не є ефективним, і замість нього слід використовувати узагальнений метод найменших квадратів.

Як було зазначено вище для того щоб коректно описати процеси зі змінною дисперсією необхідно використовувати відповідні моделі гетероскедастичних процесів. На сьогоднішній день, завдяки досить розповсюдженому та стрімкому вивченню нелінійних нестаціонарних процесів, існує ряд моделей, які добре описують гетероскедастичний процес. Розглянемо найбільш поширені та оптимальні з них, з точки зору характеристик адекватності моделей.

1. Авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю(АРУГ)

Розглянемо рівняння:

$$y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + \varepsilon(k). \quad (1.24)$$

Нехай $\{\hat{\varepsilon}(k)\}$ – знайдені оцінки залишків моделі (1.24). Знайдемо значення умовної дисперсії:

$$\text{Var}[y(k+1) | y(k)] = E_k\{[y(k+1) - a_0 - y(k)]^2\} = E_k[\hat{\varepsilon}^2(k+1)]. \quad (1.25)$$

На основі утворених квадратів оцінок залишків моделі побудуємо модель авторегресії(АР(q)) порядку q:

$$\hat{\varepsilon}^2(k) = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}^2(k-1) + \alpha_2 \hat{\varepsilon}^2(k-2) + \dots + \alpha_q \hat{\varepsilon}^2(k-q) + v(k), \quad (1.26)$$

де $v(k)$ – процес білого шуму з нульовим середнім рівним 0, за умови адекватності моделі.

Якщо $\alpha_2 = \alpha_3 = \dots = \alpha_q = 0$, то оцінка дисперсії буде дорівнювати константі. Модель (1.26) стане у пригоді у разі побудови прогнозу умовної дисперсії на один крок:

$$E_k[\hat{\varepsilon}^2(k+1)] = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}^2(k) + \alpha_2 \hat{\varepsilon}^2(k-1) + \dots + \alpha_q \hat{\varepsilon}^2(k-q+1). \quad (1.27)$$

З вищеперечислених умов, добре видно, що дана модель утворюється за умови нестационарності, тобто $\text{Var}[y(k)] \neq \text{const}$, звідси, її називають моделлю авторегресії з умовною гетероскедастичністю (АРУГ). Залишки $\varepsilon(k)$ утворюються після оцінювання відповідних регресійних моделей.

модель АРУГ або авторегресивна умовна гетероскедастичність забезпечує спосіб моделювання зміни дисперсії в часовому ряді, який залежить від часу, наприклад, збільшення або зменшення волатильності. Розширення цього підходу під назвою УАРУГ, або узагальнена авторегресивна умовна гетероскедастичність дозволяє методу підтримувати зміни в залежності від часу волатильності, такі як збільшення і зменшення волатильності в тій же серії [7].

2. Узагальнена авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю (УАРУГ)

Головною основою для побудови узагальненої авторегресійної моделі з умовною гетероскедастичністю є введення в модель компонентів ковзного середнього з метою оцінити умовну варіацію. Розглянемо рівняння:

$$\varepsilon(k) = v(k)[h(k)]^{1/2} \quad (1.28)$$

Модель для опису розподілу умовної дисперсії матиме вигляд:

$$h(k) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{j=1}^p \beta_j h(k-j). \quad (1.29)$$

Вище ми визначили, що $v(k)$ - гаусівський процес, який не утворює залежність із значенням $\varepsilon(k-1)$. Звідси і умовне і безумовне середнє для $\varepsilon(k)$ дорівнюють 0. Відповідно, безумовне математичне сподівання буде описуватися наступним чином:

$$E[\varepsilon(k)] = E[v(k)(h(k))^{1/2}] = 0 \quad (1.30)$$

Отже, можемо зробити висновок, що $E_{k-1}[\varepsilon^2(k)] = h(k)$ - умовна дисперсія $\varepsilon(k)$.

Введення компоненти ковзного середнього дозволяє моделі моделювати як умовну зміну дисперсії в часі, так і зміни дисперсії, що залежить від часу. Приклади включають умовне збільшення та зменшення дисперсії.

Таким чином, модель вводить новий параметр "р", який описує кількість відхилень відставання:

р - кількість відхилень відставання, які слід врахувати в моделі УАРУГ.

q - кількість залишкових помилок із запізненням, які слід врахувати в моделі УАРУГ.

Загальноовизнаним позначенням для моделі УАРУГ є визначення функції УАРУГ() із параметрами p і q УАРУГ(p, q), наприклад, УАРУГ(1, 1) буде моделлю УАРУГ першого порядку [7].

3. Експоненційна узагальнена авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю (ЕУАРУГ)

Найбільш якісний та повний опис гетероскедастичного процесу можна досягти завдяки експоненційній узагальненій авторегресійній моделі з умовною гетероскедастичністю ЕУАРУГ. Існує усталений факт, що модель ЕУАРУГ фіксує те, що не передбачається моделлю УАРУГ, а саме те, що негативні поштовхи в момент часу $t - 1$ мають сильніший вплив дисперсії в момент часу t , ніж позитивні поштовхи.

Розглянемо рівняння, яке добре описує ЕУАРУГ:

$$\begin{aligned} \log[h(k)] = & \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \frac{|\varepsilon(k-i)|}{\sqrt{h(k-i)}} + \sum_{i=1}^p \beta_i \frac{\varepsilon(k-i)}{\sqrt{h(k-i)}} + \\ & + \sum_{i=1}^p \gamma_i \log[h(k-i)] + v(k), \end{aligned} \quad (1.31)$$

де $\alpha_i \frac{|\varepsilon(k-i)|}{\sqrt{h(k-i)}}$ – реакція моделі на волатильність(зміна ціни);

$\beta_i \frac{\varepsilon(k-i)}{\sqrt{h(k-i)}}$ – вказують на знак, вище зазначеної зміни.

Однією з головних переваг моделі ЕУАРУГ є те, що вона моделює логарифм волатильності. Отже, під час оцінки немає необхідності в обмеженні параметрів. Навпаки, коли оцінюється, наприклад, найпростіший УАРУГ(1,1), як правило, альфа та бета обмежуються процедурою оцінки більшими за нуль. Це бажано, але в моделі ЕУАРУГ таке обмеження не потрібне[8].

1.2.3 Моделі інтегрованих процесів(з трендом)

Тренд - це деяка тенденція розвитку наших даних. Це може означати, що, наприклад, у нас представлений ряд продажів і продажі у нас ростуть. Щоб в цьому переконатися, ми повинні перевірити, що означає цей ріст і, можливо, спробувати його спрогнозувати. Також наявність тренду в деяких випадках може вказувати на негативний процес. Наприклад, продажі у нас падають, і, відповідно, ми теж хочемо переконатися в тому, на скільки що вони падають, і також побудувати деякі прогнози.

Розберемо наступні дві моделі інтегрованих процесів, а саме: поліноміальну модель та показникову модель.

1. Поліноміальна модель

Рівняння представлено нижче описує поліноміальну модель:

$$y(k) = c_0 + c_1 k + c_2 k^2 + \dots + c_m k^m + \varepsilon(k), \quad (1.32)$$

де k – дискретний час, який на пряму зв'язаний з часом t за допомогою періоду дискретизації $t = kT_s$;

$\varepsilon(k)$ – випадкова змінна. Якщо оцінити рівняння(1.33), відповідно знайдемо її оцінку:

$$\hat{\varepsilon}(k) = e(k), \quad (1.33)$$

де $\varepsilon(k)$ – похибка моделі – представляє собою коливання, що налягають на тренд.

Власне, описавши тренд рівнянням(1.33) ми видалили його з нашого процесу, а це означає, що наша модель матиме у своєму складі лише рівняння (1.33) для тренду та аторегресійне рівняння з ковзним середнім АРКС(p,q):

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i(k - i) + \sum_{j=1}^q b_j(k - j) + \varepsilon(k), \quad (1.34)$$

Найбільш частою причиною наявності тренду в експериментально отриманих даних є так називаєме самостійне відхилення даних. Інтеграція даних та деякі інші види обробки також можуть бути причиною виникнення трендів. Наявність тренду ускладнює результати подальшої обробки даних, тому видалення тренду є необхідною умовою якісного аналізу. У ряді випадків сам тренд є цінним джерелом інформації (наприклад, при аналізі довгострокових тенденцій в економічних або метеопроцесах).

На сьогоднішній день процес видалення тренду за допомогою різниць – є найбільш популярним варіантом видалення тренду. В даному процесі за допомогою перших різниць видаляється тренд першого порядку, за допомогою других різниць – тренд другого порядку і так далі. Розглянемо звичайний лінійний тренд $y(k) = a_0 + a_1 k$. Рівняння перших різниць представлено знизу:

$$\begin{aligned} \Delta y(k) &= y(k) - y(k-1) = a_0 + a_1 k - [a_0 + a_1(k-1)] = \\ &= a_0 + a_1 k - a_0 - a_1 k + a_1 = a_1, \end{aligned} \quad (1.35)$$

За допомогою рівняння(1.35) ми видалили тренд.

Нагадаємо, що випадкова змінна $\varepsilon(k)$ знаходиться по залишках, після оцінювання моделі $y(k) = c_0 + c_1 k + c_2 k^2 + \dots + c_m k^m$ за допомогою методу найменших квадратів[9].

2. Показникова модель

Розглянемо рівня показникової моделі:

$$y(k) = c_0 + b \cdot a_1^k + \varepsilon(k), \quad (1.36)$$

Зазвичай на практиці дане рівняння тренду записується в експоненційній формі:

$$y(k) = c_0 + b \cdot \exp(ak) + \varepsilon(k), \quad (1.37)$$

так як $y(k)$ можна подати у формі:

$$y(k) = c_0 + b \cdot \exp(\ln(a_1^k)) + \varepsilon(k), \text{ і } a = \ln(a_1^k). \quad (1.38)$$

Коефіцієнт a має наступну інтерпретацію: збільшуватиметься на $(\exp(ak) - 1) \cdot 100\%$ після кожного спостереження $y(k)$. Іншими словами даний коефіцієнт показує, на скільки відсотків $y(k)$ змінюється з часом. За своєю природою експоненційний ряд вказує або на зростаючий процес зі стрімким прискоренням, або на уповільнення процесу.

Отже, за допомогою параметра a_1 можна зрозуміти, який саме процес розглядається. Всього є три випадки:

1. $a_1 > 1$ – процес зростає зі стрімким прискоренням.

2. $-1 < a_1 < 1$ – уповільнення процесу.
3. $a_1 < -1$ – процес розбіжності із чергуванням знаків.

Останній випадок дуже рідко зустрічається на практиці[9].

1.3 Системи, які дають можливість моделювати і прогнозувати нелінійні нестационарні процеси

Для розробки функціоналу, який допоміг би в побудові прогнозів з хорошими критеріями якості, необхідно створити відповідне програмне забезпечення. Крім того, необхідно знайти компроміс між результативністю, швидкістю, багатфункціональністю та простотою у використанні, зручною експлуатацією.

Для прикладу візьмемо потужну статистичну платформу для аналізу даних SAS та статистичний пакет аналізу даних Eviews.

SAS - це програмний пакет, керований командами, який використовується для статистичного аналізу та візуалізації даних. Він доступний лише для операційних систем Windows. Можливо, це один із найбільш широко використовуваних статистичних програмних пакетів як у промисловості, так і в наукових колах.

Головні переваги:

1. Величезний набір статистичних методів та алгоритмів, особливо для вдосконаленої статистики.
2. Настроювані параметри аналізу та параметри виводу.
3. Графіка якості публікації з ODS.
4. Широко використовується у багатьох галузях, включаючи бізнес та медицину.

5. Велика, активна інтернет-спільнота.

Розширюючи вищезазначені пункти, можна сказати, що дані в SAS повністю захищені. Ми не можемо отримати витяг у разі використання програми в офісі без ліцензії. Захист даних не дозволяє нами маніпулювати. І це є причиною його популярності у корпоративному світі. SAS є основним інструментом для багатьох великих компаній. Будучи близьким джерелом, дані компанії тут є конфіденційними. Тільки фрілансери використовують R. Це відкритий код, отже, безпека даних не гарантується. SAS надають перевагу професійно перед будь-якою іншою мовою, що використовується для аналізу.

Одним з основних недоліків SAS є вартість. Перебуваючи в закритому середовищі, SAS є самостійним програмним забезпеченням. Людина не може використовувати всі її програми без відповідної ліцензії [10].

EViews забезпечує складні засоби аналізу даних, регресії та прогнозування на комп'ютерах під керуванням Windows. За допомогою EViews можна швидко розробити статистичне відношення з ваших даних, а потім використовувати це відношення для прогнозування майбутніх значень даних. Сфери, в яких EViews виявився корисним, включають: аналіз та оцінку наукових даних, фінансовий аналіз, макроекономічне прогнозування, моделювання, прогнозування продажів та аналіз витрат.

EViews - це нова версія набору інструментів для обробки даних часових рядів, спочатку розроблена в програмному забезпеченні Time Series Processor для великих комп'ютерів. Попередником EViews був MicroTSP, вперше випущений у 1981 році. Хоча EViews був розроблений економістами з акцентом на аналізі часових рядів, у його конструкції немає нічого, що обмежувало б його корисність для економічних часових рядів.

EViews забезпечує зручні візуальні способи введення серій даних із клавіатури або з файлів, створення нових серій із існуючих, відображення та друк серій та проведення статистичного аналізу взаємозв'язків між серіями.

EViews використовує візуальні особливості сучасного програмного забезпечення Windows. За допомогою миші можна керувати роботою зі стандартними меню та діалоговими вікнами Windows, а також фіксувати ці операції для подальшого використання. Результати з'являються у вікнах і ними можна маніпулювати за допомогою стандартних методів.

Крім того, можна використовувати потужну мову команд із пакетної обробки EViews. Можна вводити та редагувати команди у вікні команд, створювати та зберігати команди в програмах, які документують дослідницький проект для подальшого виконання. [10]

1.4 Висновки до розділу та постановка задачі дослідження

Бурхливий розвиток аналізу нелінійних нестационарних процесів приводить до появи все більшої кількості потужних моделей для якісного опису даних процесів. Необхідність використання методів моделювання визначена тим, що багато об'єктів, або проблеми, що стосуються цих об'єктів безпосередньо дослідити або взагалі неможливо, або це дослідження вимагає багато часу та фінансових витрат.

Математичне моделювання широко проникло в різні галузі знань та їх додатки: технічні, економічні, соціальні, біологічні та багато інших, на перший погляд, далекі від математики. Тому спеціалістам різних напрямків необхідно

володіти концепцією та методами математичного моделювання, мати представлення про інструментарій, що застосовуються при моделюванні. Оскільки ННП процеси представляють собою складні, системні процеси, відповідно для їх моделювання необхідна достатня кількість знань та навиків.

Постановка задачі

1. Виконати аналіз методів математичного моделювання нестационарних процесів ціноутворення з метою подальшого оцінювання прогнозів.
2. Дослідити статистичні тести для аналізу даних на наявність тренду і гетероскедастичності.
3. Побудувати адекватні моделі вибраних процесів ціноутворення.
4. Обчислити оцінки короткострокових прогнозів досліджуваних процесів та проаналізувати їх якість.
5. Сформулювати перспективи подальших досліджень.

РОЗДІЛ 2 ВИБРАНІ МОДЕЛІ ДЛЯ ОПИСУ НЕЛІНІЙНИХ НЕСТАЦІОНАРНИХ ПРОЦЕСІВ

2.1 Моделі гетероскедастичних процесів

Багато часових рядів, що виникають в економіці, не мають сталих статистичних характеристик і, крім того, у багатьох рядах фази спокою, невисокої мінливості чергуються з періодами великої мінливості.

Дослідження динаміки валового національного продукту, грошової маси, обмінних курсів валют, процентних ставок, рядів врожайності і рівнів інфляції, дають підставу припускати, що ці ряди не мають постійну середню, дисперсію та коваріацію

Процеси зі змінною дисперсією називаються гетероскедастичними. Аналітично, умову гетероскедастичності можна подати у вигляді: $\text{var}[\varepsilon(k)] = \sigma_e^2 \neq \text{const.}$

Для рядів з мінливістю безумовна дисперсія може в решті-решт бути постійною величиною, хоча в деякі досить тривалі періоди вона може сильно змінюватися. Такі тимчасові ряди будуть умовно гетероскедастичними..

2.1.1 Авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю(АРУГ)

В економетричних моделях передбачається, що дисперсія помилок спостережень постійна. Однак таке припущення часто не відповідає характеру часового ряду і завданням прогнозу. Наприклад, короткостроковий інвестор-

власник цінних паперів цікавиться прогнозом рівнів прибутковості і їх дисперсіями на період володіння паперами. Безумовна дисперсія (тобто довгострокова дисперсія) не цікава емітенту цінних паперів, якщо він купує їх сьогодні і планує продаж в короткостроковому періоді, наприклад, протягом тижня-місяця.

Один з підходів для прогнозування дисперсії - введення незалежної змінної допомагає прогнозувати дисперсію[11].

Візьмемо до розгляду модель АРКС: $y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + \varepsilon(k)$. Задача – виконати прогноз величини $y(k+1)$. Умовне математичне сподівання в даному випадку є:

$$E_k[y(k+1)] = a_0 + a_1 y(k). \quad (2.1)$$

Похибка прогнозу прийматиме вигляд:

$$E_k\{[y(k+1) - a_0 - a_1 y(k)]^2\} = E_k[\varepsilon^2(k+1)] = \sigma^2. \quad (2.2)$$

У випадку заміни умовного прогнозу безумовним, прогноз буде відображати середнє значення для часового ряду $\{y(k)\}$ на безкінечному часовому проміжку. Дане середнє значення буде приймати вигляд: $a_0/(1-a_1)$. Визначимо дисперсію за допомогою виразу:

$$\begin{aligned} E\{[y(k+1) - a_0/(1-a_1)]^2\} &= E\{[\varepsilon(k+1) + a_1\varepsilon(k) + a_1^2\varepsilon(k-1) + a_1^3\varepsilon(k-2) + \dots]^2\} = \\ &= \sigma^2/(1-a_1^2). \end{aligned} \quad (2.3)$$

Використавши розв’язок рівняння першого порядку, з метою знаходження безумовного середнього, в правій частині моделі з’явилася послідовність $\{\varepsilon(k)\}$

Виконання умови $1/(1-a_1^2) > 1$, означає, що дисперсія безумовного прогнозу, відповідно більша за дисперсію умовного прогнозу. Саме тут і відображається перевага умовного прогнозування [12].

Характеристику зміни дисперсії можна обґрунтувати, використавши авторегресійну модель з ковзним середнім. Нехай $\{\hat{\varepsilon}(k)\}$ - оцінки залишків рівняння першого порядку $y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + \varepsilon(k)$. Умовну дисперсію можна описати рівнянням:

$$\text{var}[y(k+1) | y(k)] = E_k \{ [y(k+1) - a_0 - a_1 y(k)]^2 \} = E_k [\varepsilon^2(k+1)]. \quad (2.4)$$

За умову було взято: $E_k [\varepsilon^2(k+1)] = \sigma^2 = \text{const}$. Припустимо, що умовна дисперсія – змінюється в часі. Для квадратів оцінок залишків моделі побудуємо авторегресійну модель:

$$\hat{\varepsilon}^2(k) = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}^2(k-1) + \alpha_2 \hat{\varepsilon}^2(k-2) + \dots + \alpha_q \hat{\varepsilon}^2(k-q) + v(k), \quad (2.5)$$

де $v(k)$ – процес білого шуму [12].

За умови, коли $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q = 0$, отримаємо незмінну оцінку. В іншому випадку умовну дисперсію необхідно описати рівнянням (2.5). Виконаємо однокроковий прогноз умовної дисперсії за допомогою перетворення:

$$E_k [\hat{\varepsilon}^2(k+1)] = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}^2(k-1) + \alpha_2 \hat{\varepsilon}^2(k-2) + \dots + \alpha_q \hat{\varepsilon}^2(k+1-q). \quad (2.6)$$

Модель (2.5) і є авторегресійною моделлю з умовною гетероскедастичністю (АРУГ).

Хоча модель АРУГ може бути використана для опису поступово зростаючої дисперсії з часом, найчастіше вона використовується в ситуаціях, коли варіація збільшується на коротких періодах. Поступово зростаюча дисперсія, пов'язана з поступово зростаючим середнім рівнем, може бути краще проаналізована шляхом перетворення змінної.

Моделі АРУГ були створені в контексті економетричних та фінансових проблем, пов'язаних зі збільшенням чи зменшенням суми інвестицій за певний період часу, тому існує тенденція описувати їх як моделі для цього типу змінних[13].

2.1.2 Узагальнена модель авторегресії з умовною гетероскедастичністю (УАРУГ)

Модель УАРУГ, або узагальнена авторегресивна умовно гетероскедастична модель, була розроблена докторантом Тімом Боллерслевом у 1986 році. Метою УАРУГ є забезпечення мінливості даних для гетероскедастичних часових рядів, приблизно так само, як стандартні відхилення інтерпретуються в більш простих моделях.

Найпростішою моделлю УАРУГ є модель АРУГ(1), яка має багато подібностей із моделями АР(1). Більш складні моделі АРУГ(p) є аналогами моделей АР(p). Нарешті, узагальнені моделі АРУГ представляють умовні відхилення так само, як моделі АРКС обробляють умовні очікування. Узагальнена авторегресивна умовно гетероскедастична модель має у своєму складі 2 моделі: авторегресійну модель та ковзне середнє відносно оцінок гетероскедастичного процесу.

Розглянемо рівняння:

$$h(k) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{i=1}^p \beta_i h(k-i). \quad (2.7)$$

Так як $E_{k-1}[\varepsilon(k)] = (h(k))^{1/2}$, то модель (2.7) можна представити наступним чином:

$$E_{k-1}[\varepsilon^2(k)] = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{i=1}^p \beta_i h(k-i). \quad (2.8)$$

Рівняння(2.8) концептуально подібне моделі АРКС(p,q) для послідовності $\{\varepsilon^2(k)\}$. На наявність умовної гетероскедастичності процесу вказує корелограма квадратів залишків моделі. Послідовність дослідження корелограма квадратів залишків можна представити так:

1. Для послідовності $\{y(k)\}$ утворити модель АРКС/АР з найбільш адекватними оцінками та відтворити ряд квадратів похибок - $\hat{\varepsilon}^2(k)$. Знайти значення вибіркової дисперсії залишків:

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{k=1}^N \frac{\hat{\varepsilon}^2(k)}{N}, \quad (2.9)$$

де N – потужність вибірки ряду похибок.

2. Знайти значення автокореляційної функції для $\hat{\varepsilon}^2(k)$:

$$\rho(s) = \frac{\sum_{k=s+1}^N [\hat{\varepsilon}^2(k) - \hat{\sigma}^2][\hat{\varepsilon}^2(k-s) - \hat{\sigma}^2]}{\sum_{k=1}^N [\hat{\varepsilon}^2(k) - \hat{\sigma}^2]}. \quad (2.10)$$

3. Якщо маємо справу з великою вибіркою, то стандартне відхилення автокореляційної функції $\rho(s)$ приймають за $T^{1/2}$. Показники автокореляційної функції, що значно відмінні від нуля, говорять про присутність процесу УАРУГ. З метою зрозуміти, наскільки значення АКФ відмінні від нуля, застосовується Q – статистику Лjung-Бокса:

$$Q = N(N+2) \sum_{i=1}^n \rho(s)/(N-s). \quad (2.11)$$

Якщо показники квадратів похибок незалежні між собою - Q – статистика має χ^2 розподілення в асимптотиці з n степенями свободи. За нульову гіпотезу приймається умова некорельованості квадратів похибок між собою. Якщо ми відмовляємося від цієї умови, це те саме, що ми відмовляємося і від нуль-гіпотези, про відсутність процесу АРУГ чи УАРУГ в даному випадку[13].

2.1.3 Експоненційна узагальнена авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю (ЕУАРУГ)

Модель ЕУАРУГ була запропонована Нельсоном (1991). Нельсон і Као (1992) стверджують, що обмеження невід'ємності в лінійній моделі УАРУГ є занадто

обмежувальними. Модель УАРУГ накладає невід’ємні обмеження на параметри, α_i та β_i , тоді як у моделі ЕУАРУГ обмежень щодо цих параметрів немає. У моделі ЕУАРУГ умовна дисперсія $h(k)$ є асиметричною функцією лагів $\varepsilon(k-i)$.

Розглянемо наступну модель:

$$\log[h(k)] = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \frac{|\varepsilon(k-i)|}{\sqrt{h(k-i)}} + \sum_{i=1}^p \beta_i \frac{\varepsilon(k-i)}{\sqrt{h(k-i)}} + \sum_{i=1}^p \gamma_i \log[h(k-i)] + v(k), \quad (2.12)$$

де компоненти $\alpha_i \frac{|\varepsilon(k-i)|}{\sqrt{h(k-i)}}$ - реакція моделі на волатильність(зміна ціни);;

$\beta_i \frac{\varepsilon(k-i)}{\sqrt{h(k-i)}}$ - вказують на знак волатильності.

Модель ЕУАРУГ має ряд переваг перед моделлю УАРУГ(p,q). Найголовнішою перевагою є його логарифмічна специфікація, яка дозволяє послабити позитивні обмеження серед параметрів. Ще однією перевагою моделі ЕУАРУГ є те, що вона включає асиметрію у волатильності. Слід зазначити, що модель ЕУАРУГ успішно фіксує стійкість до нестабільності. Виходячи з цих переваг, ми застосовуємо модель ЕУАРУГ для формування оцінок волатильності ринку акцій.

2.2 Метод групового урахування аргументів

Метод групового урахування аргументів(МГУА) застосовувався у великій кількості галузей для глибокого навчання та виявлення знань, прогнозування та аналізу даних, оптимізації та розпізнавання образів. Індуктивні алгоритми МГУА

дають можливість автоматично знаходити взаємозв'язки в даних, вибирати оптимальну структуру моделі чи мережі та підвищувати точність існуючих алгоритмів.

Цей оригінальний підхід до самоорганізації відрізняється від дедуктивних методів, що використовуються для моделювання. Він має індуктивний характер, знаходить найкраще рішення шляхом сортування можливих варіантів.

МГУА рекомендується використовувати в цьому випадку, коли вибірка містить декілька елементів. Тоді при побудові регресійних моделей використовувати статистичні гіпотези щодо щільності розподілу, наприклад, гіпотезу про Гаусовський розподіл, неможливо. Тому використовується індуктивний підхід, відповідно до якого послідовно породжуються моделі більшої складності до тих пір, поки не буде знайдений мінімумом деякого критерію якості моделі. Цей критерій якості називається зовнішнім критерієм, так як за налаштуванням моделей та за оцінкою якості моделей використовуються різні дані. Досягнення глобального мінімуму зовнішнього критерію при породженні моделей означає, що модель, яка забезпечує такий мінімум, є шуканою

Авторами методу розглянута велика кількість різних критеріїв вибору моделей. Критерій вибору моделей може бути названий зовнішнім, якщо він отриманий за допомогою додаткової інформації, що не міститься у даних, які використовувались при обчисленні параметрів моделей. Наприклад, така інформація міститься у додатковій, тестовій вибірці.

Алгоритм МГУА використовує і внутрішні критерії і зовнішні. Внутрішній критерій використовується для налаштування параметрів моделей, зовнішній критерій використовується для вибору моделей оптимальної структури. Можливий вибір моделей за кількома зовнішніми критеріями.

Ціллю МГУА є отримання моделей в результаті перебору моделей з індуктивно-породжуваної множини. Параметри кожної моделі налаштовуються так, щоб забезпечити мінімум вибраному зовнішньому критерію. Розрізняють два основних типи алгоритмів МГУА - однорядний і багаторядний.

Всі алгоритми МГУА відтворюють схему масового селекції: послідовно породжуються моделі більшої складності. Кожна модель налаштовується, методом найменших квадратів знаходяться значення параметрів. З моделей-претендентів вибираються найкращі у відповідності з вибраним критерієм. Багаторядні алгоритми можуть вичисляти залишки регресійних моделей після кожного ряду селекції або не вичисляти, при цьому використовуються вихідні дані.

Щодо найбільш якісних алгоритмів методу групового урахування аргументів найбільш популярним та ефективним є узагальнений алгоритм. Даний алгоритм гарантує отримання моделей з найбільшою точністю оскільки за опорну функцію використовує адитивну та мультиплікативну моделі трендів [14].

Опис алгоритму

Ітерація 1.

Перший крок. Припустимо, що маємо множину виходів $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. Відокремимо пари X_i, X_j і утворимо часткові описи в наступному форматі:

$$Y_k^{(1)} = \varphi(X_i, X_j), \quad i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, N. \quad (2.13)$$

Необхідно використовувати часткові описи другого порядку:

$$Y_k^{(1)} = a_0 + a_i X_i + a_j X_j + a_{ij} X_i X_j + a_{ii} X_i^2 + a_{jj} X_j^2 \quad (2.14)$$

Кількість часткових описів першого ряду буде дорівнювати:

$$M = n(n-1)/2 \quad (2.15)$$

Другий крок. Використавши метод найменших квадратів(МНК) для кожного з описів знаходимо оцінки параметрів моделі:

$$\hat{a}_0, \hat{a}_i, \hat{a}_j, \hat{a}_{ij}, \hat{a}_{ii}, \hat{a}_{jj}.$$

Третій крок. Взявши за основний критерій - критерій мінімуму ε^2 , відбираємо F_1 найкращих моделей. Реалізуємо процедуру селекції - послідовно породжуються моделі більшої складності. Необхідно, щоб виконувалася умова: $F_1 < M$. Результати даних моделей(виходи) є нічим іншим як аргументами-входами для побудови майбутніх моделей другого ряду.

Четвертий крок. Знаходимо:

$$\varepsilon^2(0) = \min_k \varepsilon_k^2(0). \quad (2.16)$$

m-а ітерація.

Перший крок. Представляємо часткові описи у вигляді:

$$Y_k^{(m)} = a_0^{(m)} + a_i^{(m)} X_i + a_j^{(m)} X_j + a_{ij}^{(m)} X_i X_j + a_{ii}^{(m)} X_i^2 + a_{jj}^{(m)} X_j^2 \quad k = 1.. F_1(F_1 - 1)/2.$$

Другий крок. Використавши метод найменших квадратів(МНК) для кожного з описів знаходимо оцінки параметрів моделі:

$$\hat{a}_0^{(m)}, \hat{a}_i^{(m)}, \hat{a}_j^{(m)}, \hat{a}_{ij}^{(m)}, \hat{a}_{ii}^{(m)}, \hat{a}_{jj}^{(m)}.$$

Третій крок. На перевіірочній вибірці знаходимо значення критерію:

$$\hat{\varepsilon}_k^2(m) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [Y_i - Y_{ki}^{(m)}]^2, \quad (2.17)$$

де N – потужність перевіркової вибірки.

Четвертий крок. Знаходимо:

$$\varepsilon^2(m) = \min_k \hat{\varepsilon}_k^2(m). \quad (2.18)$$

Перевіряємо умову:

$$\varepsilon^2(m) > \varepsilon^2(m-1),$$

тут $\varepsilon^2(m)$, $\varepsilon^2(m-1)$ – величина критерію якості для моделей з найкращим результатом для $(m-1)$ – го і m -го селекційного ряду відповідно. При умові отримання задовільняючої точності завершуємо процедуру. З часткових описів $(m-1)$ – го рівня вибираємо необхідну модель. На $(m-1)$ - му рівні повинна досягатися мінімальна похибка $\varepsilon^2(m-1)$.

При іншій умові – будуємо модель нового ряду для часткових описів.

Для цього випадку буде проводитися селекція для F_2 найкращих описів.

Заключний етап.

Йдемо в оберненому порядку(від кінця до початку) та поступово виконуємо заміну змінних. Створюємо вирази для цільової моделі в початковому просторі описів [14].

Застосування МГУА є досить ефективним, оскільки:

1. Відшукується найбільш прийнятна складність моделі, що відповідає кількості та значущості перешкод у часовому ряді.

2. Нам не потрібно контролювати число шарів та нейронів в прихованих шарах, всі оптимальні параметри моделі перебираються автоматично.
3. Ми можемо бути впевнені, що метод не пропускає оптимальні рішення під час перебору можливих варіантів. Це гарантує нам отримання оптимальних результатів за певну кількість кроків.
4. Метод самостійно знаходить перетворені взаємозв'язки в даних та вибирає лише ефективні вхідні компоненти.
5. На сьогоднішній день існує багато алгоритмів для програмування МГУА, які можна модифікувати та доповнювати.
6. МГУА користується інформацією виключно з початкової вибірки даних та значно зменшує вплив апріорних припущень щодо результатів моделювання.
7. Модель використовується з метою покращення якості багатьох алгоритмів моделювання. [15].

2.3 Методи оцінювання параметрів нелінійних нестационарних процесів

Якість регресійних моделей істотно залежить від методів, що використовуються при оцінюванні параметрів. В останні десятиліття багато уваги приділяється проблемі стійкості оцінок регресійного аналізу. У випадках порушень основних припущень регресійного аналізу або наявності викидів у вихідних даних використовуються методи оцінювання параметрів, такі як метод найменших модулів, знаковий метод, найменших квадратів, рекурсивний метод найменших квадратів, метод Монте-Карло для Марковських ланцюгів та метод максимальної правдоподібності.

Розглянемо найбільш популярні та потужні методи оцінювання ННП процесів.

2.3.1 Метод найменших квадратів(МНК)

Метод найменших квадратів - це форма математичного регресійного аналізу, що використовується для визначення моделі, яка найкраще підходить для набору даних, забезпечуючи візуальну демонстрацію взаємозв'язку між точками даних. Кожна точка даних представляє зв'язок між відомою незалежною змінною та невідомою залежною змінною. Метод найменших квадратів забезпечує загальне обґрунтування моделі, що найкраще підходить серед досліджуваного набору даних. Найбільш поширене застосування цього методу, який іноді називають "лінійним" або "звичайним" ґрунтується на мінімізації суми квадратів помилок, породжених результатами пов'язаних рівнянь, таких як квадратичні залишки, що виникають внаслідок різниці у спостережуваному значенні, та очікуваного значення-виходу з цієї моделі.

Рівняння, за допомогою якого можна обчислити оцінки МНК подано нижче:

$$\hat{\theta} = [X^T X]^{-1} X^T y, \quad (2.19)$$

де $\theta[p]$ – вектор оцінок параметрів довжини p ;

$X[N \times p]$ – матриця вимірів екзогенних змінних, так званих, регресорів;

$Y[N]$ – вектор ендогенної змінної.

Наприклад, розглянемо модель множинної регресії:

$$y(k) = a_0 + a_1 x_1(k) + a_2 x_2(k) + a_3 x_3(k) + \varepsilon(k). \quad (2.20)$$

Матрицю вимірів незалежних змінних представляють у формі:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_1(1) & x_2(1) & x_3(1) \\ 1 & x_1(2) & x_2(2) & x_3(2) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & x_1(N) & x_2(N) & x_3(N) \end{bmatrix}$$

Перший стовпець матриці заповнений одиницями. Це говорить про те, що значення при коефіцієнті a_0 буде завжди дорівнювати одиниці.

2.3.2 Рекурсивний метод найменших квадратів(РМНК)

Підхід найменших квадратів МНК має широке застосування у багатьох галузях, таких як статистика, чисельний аналіз та інженерія. Найбільшим його прогресом у 20 столітті став розвиток рекурсивних найменших квадратів РМНК - алгоритм, який зробив метод МНК одним з небагатьох найважливіших і широко використовуваних підходів для оцінювання моделей у режимі реального часу в багатьох предметних областях. Значні зусилля були досягнуті у розробці ефективного алгоритму РМНК, основна суть якого в наступному.

Припустимо, що ми маємо початкові параметри алгоритму: $\theta_0 = \alpha$, $P_0 = \beta I$, $\beta \gg 0$.

i -тий крок алгоритму РМНК шукається наступним чином:

$$P_i = P_{i-1} - \frac{P_{i-1} x^T(i) x(i) P_{i-1}}{1 + x(i) P_{i-1} x^T(i)},$$

$$\theta_i = \theta_{i-1} + P_i x^T(i) [y^T(i) - x(i) \theta_{i-1}] \quad (2.21)$$

де $x(i)$ – i -ий рядок матриці вимірів

2.3.3 Метод максимальної правдоподібності

Метод максимальної правдоподібності починається з написання математичного виразу, відомого як функція правдоподібності для даних вибірки. Можна сказати, що правдоподібність набору даних - це ймовірність отримання саме цього набору даних, враховуючи обрану модель розподілу ймовірностей. Цей вираз містить невідомі параметри моделі. Значення цих параметрів, які максимізують вірогідність вибірки, відомі як оцінки максимальної правдоподібності.

Метод максимальної правдоподібності - це повністю аналітична процедура максимізації. Він застосовується до будь-якої форми даних, і навіть може оцінити параметри моделі прискорення одночасно з параметрами розподілу. Оцінки максимальної правдоподібності та функції правдоподібності зазвичай мають наступні властивості:

- вони стають безпосередніми оцінювачами мінімальних дисперсій із збільшенням обсягу вибірки;

- вони мають приблизні нормальні розподіли та приблизні дисперсії вибірки, які можна розрахувати та використовувати для створення меж довіри;
- функції вірогідності можна використовувати для перевірки гіпотез про моделі та параметри.

Суть методу

Нехай дано вибірку X_1, \dots, X_n для деякого розподілу P_θ , де $\theta \in \Theta$ - значення невідомих параметрів моделі.

$$L(x | \theta): \Theta \rightarrow \mathbb{R} - \text{функція правдоподібності, } x \in R^n. \quad (2.22)$$

Значення

$$\hat{\theta}_{\text{МП}} = \hat{\theta}_{\text{МП}}(X_1, \dots, X_n) = \arg \max_{\theta \in \Theta} L(X_1, \dots, X_n | \theta) \quad (2.23)$$

Це ні що інше як оцінка максимальної правдоподібності (МП) для параметра θ . Відповідно можемо зробити висновок, що головною ознакою оцінки МП є максимізація функції правдоподібності [16].

Часто користуються наступною формою функції правдоподібності:

$$l(x | \theta) = \ln(L(x | \theta)). \quad (2.24)$$

Логарифмічна функція дозволяє нам знайти оцінки моделі виконавши наступну операцію:

$$\hat{\theta}_{\text{МП}} = \hat{\theta}_{\text{МП}}(X_1, \dots, X_n) = \arg \max_{\theta \in \Theta} \ell(X_1, \dots, X_n | \theta) \quad (2.25)$$

З метою подальшої диференціації функції правдоподібності необхідне виконання умови, ріності градієнту функції нулю:

$$g(\theta) = \frac{dl(x, \theta)}{d\theta} = 0 \quad (2.26)$$

З метою отримання найбільш точних оцінок після обчислення методом МП необхідною і достатньою умовою є негативна невизначеність матриці Гессе логарифмічної функції правдоподібності.

$$H = \frac{d^2 l(x, \theta)}{d\theta d\theta^T} \quad (2.27)$$

З метою знаходження оцінок також використовують інформаційну матрицю. Дана матриця приймає вигляд:

$$I(x, \theta) = E[g(x, \theta) g(x, \theta)^T] \quad (2.28)$$

В точці оптимуму, вище розглянута матриця збігається з математичним сподіванням негативно визначеного гесіана та приймає вигляд:

$$I = -E(H_0) \quad (2.29)$$

Перевага специфічних процедур ММП полягає в тому, що більшу ефективність та кращу чисельну стабільність часто можна отримати, скориставшись властивостями конкретної оцінки. Конкретні методи часто повертають явні довірчі інтервали. Крім того, не потрібно знати або вказувати

рівняння ймовірності програмного забезпечення. Недоліком є те, що при розробці програмного забезпечення для оцінювання методом ММП кожна проблема ММП повинна бути спеціально закодована та відповідно матиме досить складний алгоритм[16].

2.3.4 Метод Монте-Карло для Марковських ланцюгів

Метод Монте-Карло для Марковських ланцюгів забезпечує клас алгоритмів для систематичної випадкової вибірки з високорозмірних розподілів ймовірностей. На відміну від методів відбору проб Монте-Карло, які здатні відібрати незалежні зразки з розподілу, ланцюги Маркова відбирають зразки, де наступний зразок залежить від існуючого, який називається ланцюгом Маркова. Це дозволяє алгоритмам звужувати величину, яка апроксимується з розподілу, навіть з великою кількістю випадкових величин.

Ланцюг Маркова Монте-Карло забезпечує альтернативний підхід до випадкової вибірки з високим розмірним розподілом ймовірності, коли наступна вибірка залежить від поточної вибірки.

На сьогоднішній день існує два найбільш поширені підходи до вибірки ланцюгів Маркова методу Монте-Карло, а саме: Гіббса та більш загальний алгоритм Метрополіса-Гастінгса.

Суть методу

Припустимо, що ми маємо розподіли ймовірностей $p(T)$. За ідею методу Монте-Карло, було взято припущення генерації вибірки з даного ймовірнісного розподілу:

$$T_1, \dots, T_n \sim p(T). \quad (2.30)$$

Вищевказану вибірку можна також використати з метою оцінювання ймовірнісних інтегралів, що приймають вигляд:

$$E_T f(T) = \int f(T) p(T) dT \cong \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N f(T_n). \quad (2.31)$$

Попри це, дана вибірка може застосовуватися з метою оцінювання моди ймовірнісного розподілу $p(T)$:

$$\max_T p(T) \cong \max_n p(T_n). \quad (2.32)$$

Метод Монте-Карло характеризується додаванням ланцюга Маркова з апіорним ймовірнісним розподілом $p_0(T)$ та ймовірностями переходу в даний момент часу n $q_n(T_{n+1} | T_n)$. Утворюється наступна вибірка:

$$\begin{aligned} T_1 &\sim p_0(T), \\ T_2 &\sim q_1(T_2 | T_1), \\ T_3 &\sim q_2(T_3 | T_2), \\ &\vdots \\ &\vdots \\ &\vdots \\ T_N &\sim q_{N-1}(T_N | T_{N-1}). \end{aligned} \quad (2.33)$$

Головною задачею є правильний вибір ймовірностей переходу $q_n(T_{n+1} | T_n)$ по такому алгоритму, щоб нова вибірка, відповідно зі схемою (2.39) була б також вибіркою з оптимального ймовірнісного розподілу $p(T)$ [16].

2.4 Критерії адекватності моделей і якості оцінок прогнозів.

Стрімка популяризація дослідження нелінійних нестационарних процесів призвела до появи великої кількості хороших та інформативних критеріїв адекватності моделей та характеристик якості оцінок прогнозів. Більш того велика кількість критеріїв вражає своєю різноманітністю, а саме тим, що кожен критерій відповідає за свою характеристику моделі. Так, наприклад, для виявлення кореляції використовується статистика Дарбіна-Уотсона, ждя перевірок оцінок на значущість використовується статистика Стюдента, тощо. Візьмемо до розгляду найбільш поширені та найбільш оптимальні критерії.

2.4.1 Критерії адекватності моделей

Статистика Дарбіна-Уотсона.

Одним з найпростіших, а тому широко розповсюджених на практиці критеріїв перевірки на наявність(відсутність) автокореляції є критерій Дарбіна - Уотсона:

$$DW = 2 - 2\rho, \quad (2.34)$$

де $\rho = E[e(k)e(k-1)]/\sigma_e^2$ – значення коефіцієнту кореляції для сусідніх значень похибки;

σ_e^2 – дисперсія похибок $\{e(k)\}$.

Зрозуміло, що при повній відсутності залежності між похибками статистика Дарбіна-Уотсона буде наближатися до 2. З формули(2.40) добре видно, що нижнє граничне значення статистики буде дорівнювати 0, за умови коли $\rho = 0$, відповідно, верхнє граничне значення статистики Дарбіна-Уотсона буде дорівнювати 4, за умови коли $\rho = -1$.

Статистику Дарбіна-Уотсона можна представити також в наступному вигляді:

$$DW = \frac{\sum_{k=2}^N e^2(k)}{\sum_{k=1}^N e^2(k)} + \frac{\sum_{k=2}^N e^2(k-1)}{\sum_{k=1}^N e^2(k)} - 2 \frac{\sum_{k=2}^N e(k)e(k-1)}{\sum_{k=1}^N e^2(k)},$$

$$\text{тут } \frac{\sum_{k=2}^N e^2(k)}{\sum_{k=1}^N e^2(k)} \approx 1, \quad \frac{\sum_{k=2}^N e^2(k-1)}{\sum_{k=1}^N e^2(k)} \approx 1, \quad \frac{\sum_{k=2}^N e(k)e(k-1)}{\sum_{k=1}^N e^2(k)} \approx \rho. \quad (2.35)$$

Статистика Стюдента(t – статистика).

t-критерій Стюдента - загальна назва для статистичних тестів, в яких статистика критерію має розподіл Стюдента. Найбільш часто t-критерії застосовуються для перевірки рівності середніх значень у двох вибірках. Нульова гіпотеза припускає, що середні рівні (заперечення цього припущення називають гіпотезою зсуву).

Всі різновиди критерію Стюдента є параметричними і засновані на додатковому припущенні про нормальність вибірки даних. Тому перед застосуванням критерію Стюдента рекомендується виконати перевірку

нормальності. Якщо гіпотеза нормальності відкидається, можна перевірити інші розподілу, якщо і вони не підходять, то слід скористатися непараметричних статистичними тестами[16].

Власне формула для обрахунку t-статистики Стьюдента має вигляд:

$$t = \frac{\hat{a} - a^0}{SE_{\hat{a}}}, \quad (2.36)$$

де \hat{a} – оцінка коефіцієнта знайденої моделі;

a^0 – нуль-гіпотеза відносно оцінки моделі;

$SE_{\hat{a}}$ – стандартна похибка оцінки.

З метою встановлення факту, що, оцінки значущі нам необхідно мати наступну інформацію: N - потужність вибірки, f - кількість ступенів свободи, $f = N - n$ де n – число коефіцієнтів моделі, оцінених на початковій вибірці, та обрати потрібний нам рівень значимості: $\alpha = 1\%, \alpha = 5\%, \alpha = 10\%$. Врешті рещт, беручи до уваги, вище перераховані значення, знаходимо критичне значення $t_{кр}$ за допомогою таблиці t-розподілу. На кінцевому етапі необхідно порівняти значення t, отримане за формулою (2.42) з критичним значенням $t_{кр}$. Якщо виконується умова:

$$-t_{кр} < t < t_{кр} \sim |t| < |t_{кр}|, \quad (2.37)$$

Приймаємо нуль-гіпотезу відносно незначущості.

Для перевірки значущості оцінок виконуємо наступні кроки:

1. Припускаємо існування нуль-гіпотези, щодо значущості коефіцієнта.
2. Шукаємо величину t-статистики.

3. Беручи до уваги значення N , f , α , знаходимо критичне значення $t_{кр}$ за допомогою таблиці для t -статистики.
4. Виконуємо перевірку нуль-гіпотези відносно правила(2.43).

Коефіцієнт детермінації

Коефіцієнт детермінації R^2 - це частка дисперсії залежної змінної, яка пояснюється розглянутою моделлю. Більш точно - це одиниця мінус частка дисперсії випадкової помилки моделі, або умовної за ознаками дисперсії залежної змінної в дисперсії залежної змінної. У разі лінійної залежності R^2 є квадратом так званого множинного коефіцієнта кореляції між залежною змінною і пояснюють змінними. Зокрема, для моделі лінійної регресії з однією ознакою x коефіцієнт детермінації дорівнює квадрату звичайного коефіцієнта кореляції між y і x [16].

Формула знаходження коефіцієнта детермінації приймає вигляд:

$$R^2 = \frac{var(\hat{y})}{var(y)} = 1 - \frac{SSE}{SST}, \quad (2.38)$$

де $var(\hat{y})$ – дисперсія оціненої змінної;

$var(y)$ – дисперсія незалежної змінної;

$SSE = \sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2$ – сума квадратів залишків моделі;

$SST = \sum_{k=1}^N [y(k) - \bar{y}]^2$ – загальна сума квадратів.

Відповідно, оптимальною буде модель, в якій коефіцієнт детермінації максимально наближається до 1, тобто при умові рівності дисперсій $var(\hat{y})$ та $var(y)$.

Сума квадратів похибок

Сума квадратів похибок є найпростішим критерієм адекватності моделі. Її принцип заключається в тому, щоб сума квадратів похибок для оптимальної моделі прагнула до мінімального значення:

$$\sum_{k=1}^N e^2(k) = \sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \rightarrow \min_{\hat{\theta}}. \quad (2.39)$$

Критерії Акайке та Байєса-Шварца.

Напрочуд інформативними та популярними критеріями вибору з класу параметризованих регресійних моделей є критерії Акайке(AIC) та Байєса-Шварца(BSC):

$$AIC = N \ln(\sum_{k=1}^N e^2(k)) + 2n, \quad (2.40)$$

$$BSC = N \ln(\sum_{k=1}^N e^2(k)) + n \ln(N). \quad (2.41)$$

В даному випадку $n = p + q + 1$ - число параметрів моделі, що оцінюються (p – авторегресійні параметри, q - параметри для ковзного середнього, 1 – зміщення a_0). Так як дані критерії містять в правій частині суму квадратів похибок, відповідно, вибирати необхідну модель з мінімальним значенням критерію Акайке чи Байєса-Шварца.

Статистика Фішера

Для того щоб визначити величину адекватності моделі взагалі, можна використати статистику Фішера(F-статистику). Алгоритм передбачає визначення критичного значення $F_{кр}$. За умови, якщо $F > F_{кр}$, то робимо висновок, що модель адекватна. Формула для пошуку значення статистики Фішера приймає вигляд:

$$F = \frac{R^2}{1-R^2}, \quad (2.42)$$

де R^2 – коефіцієнт детермінації.

Отже, можемо зробити висновок, що в оптимальній моделі, статистика Фішера повинна бути максимальною.

2.4.2 Критерії якості оцінок прогнозів

Під точністю прогнозу найчастіше розуміється оцінка його довірчого інтервалу для заданої ймовірності здійснення, а під помилкою - величина відхилення прогнозу від дійсних значень, виражена у відсотках або абсолютних одиницях. Розглянемо найбільш розповсюджені критерії якості оцінок прогнозів.

Середньо квадратична похибка(СКП):

$$\text{СКП} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2.43)$$

Середня похибка(СП):

$$\text{СП} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i) \quad (2.44)$$

Середня похибка в процентах(СПП):

$$\text{СПП} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(y_i - \hat{y}_i)}{y_i} \times 100\% \quad (2.45)$$

Середня абсолютна похибка в процентах (АСПП):

$$\text{АСПП} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} \times 100\% \quad (2.46)$$

Коефіцієнт нерівності Тейла U :

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i)^2 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i)^2}} \quad (2.47)$$

Для оптимальної моделі значення, вище перелічених критеріїв має бути мінімальним. Коефіцієнт Тейла для оптимальної моделі має бути рівним 0.

2.5 Висновки до розділу

Сучасний рівень дослідження нелінійних нестационарних процесів вимагає для аналізу застосування потужного математичного апарату. Фінансова та економічна галузь постійно якісних прогнозів та точних обрахунків. Оскільки фінансово-економічні процеси досить складні, то для створення обґрунтованого

висновку необхідно користуватися серйозним математичним описом процесів, що відбуваються як в самій системі, так і в її елементах.

Під математичним описом (математичною моделлю) мається на увазі сукупність рівнянь і граничних умов, що описують залежність вихідних величин від вхідних як в сталому так і в перехідному режимах.

Потрібно вибирати який саме математичний апарат потрібно використовувати на основі балансу між складністю системи та відповідно її точністю. Щодо складності системи, то для того щоб описати складний нелінійний нестационарний процес необхідно сконструювати досить складну математичну модель, інакше можна не охопити всі вхідні параметри та не врахувати різноманітного роду збурення. Щодо точності математичної моделі, то в цьому випадку нам допоможуть ряді критеріїв для оцінювання адекватності моделі та якості обчисленого прогнозу.

РОЗДІЛ 3 ВИКОНАННЯ ТА АНАЛІЗ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

3.1 Опис програмного продукту

Для створення надійної системи для прогнозування нелінійних нестационарних процесів необхідно, власне, вибрати процес, виконати аналіз його поточного стану, дослідити уже існуючі моделі та підходи для його моделювання та подальшого прогнозування.

Інтенсивний розвиток науки призвів до появи великої кількості методів прогнозування поведінки процесів різної природи, представлених у вигляді часових рядів. Відзначимо, що майже всі вони є нелінійними нестационарними.

Фінансово-економічні процеси, як типові представники нелінійних нестационарних процесів, за своєю природою досить складні, а тому велика кількість наявних методів прогнозування не дають гарантію, що покривають всі можливі варіанти розвитку ситуації. За приклад, можна взяти до уваги модель, що базується на теоретичних уявленнях та закономірностях відносно відповідного процесу. Дана модель може вимагати лише уточнення/доповнення її параметрів, що можна дізнатися при більш детальному вивченні статистичних даних. З іншого боку модель, яка повністю спирається на статистичні дослідження, може вимагати набагато більших об'ємів інформації та, відповідно, часу і трудозатрат для її побудови.

Тому виникає необхідність розробки математичного апарату для створення нових методів аналізу і прогнозування нелінійних нестационарних процесів різної природи з метою підвищення адекватності математичних моделей нелінійних нестационарних процесів і поліпшення якості оцінок прогнозів, обчислених за допомогою побудованих моделей.

Розроблений програмний продукт є достатньо простим в розумінні та легким в експлуатації. Продукт має зручний та зрозумілий інтерфейс, який дозволяє користувачу виконувати обчислення, не вдаючись у подробиці технічної реалізації. Іншими словами, користувачу не обов'язково володіти знаннями в ІТ-сфері для того щоб користуватися програмним продуктом. Весь функціонал розробленого програмного продукту ґрунтується на п'ятих фундаментальних рівнях моделювання та прогнозування нелінійних нестационарних процесів, а саме:

1. Завантаження даних в систему – на цьому етапі ми завантажуюмо статистичні дані, у вигляді часового ряду на основі якого буде проводитися майбутній аналіз нелінійного нестационарного процесу.

2. Виконання попередньої обробки(аналізу) даних – на даному етапі виконується візуальний аналіз, кореляційний аналіз, нормалізація даних, пошук екстремальних, аномальних значень, проводяться тести на нелінійність, нестационарність.

3. Формування структури моделі – на даному етапі, відповідно, після аналізу даних сформуємо структуру моделі, а саме: визначаємо порядок, розмірність моделей, величину лагу(час запізнення на вході), знаходимо нелінійності, виявляємо зовнішні збурення, які будуть тим чи іншим чином впливати на нашу модель.

4. Оцінювання моделі – за допомогою методів оцінювання параметрів моделей виконуємо оцінювання моделі, для подальшого прогнозування вибираємо модель з найбільш адекватними оцінками.

5. Будування прогнозу – на даному, заключному, етапі будуємо прогноз, на основі оцінених моделей.

На рисунку 3.1 представлено схематичну архітектуру розробленого програмного забезпечення:

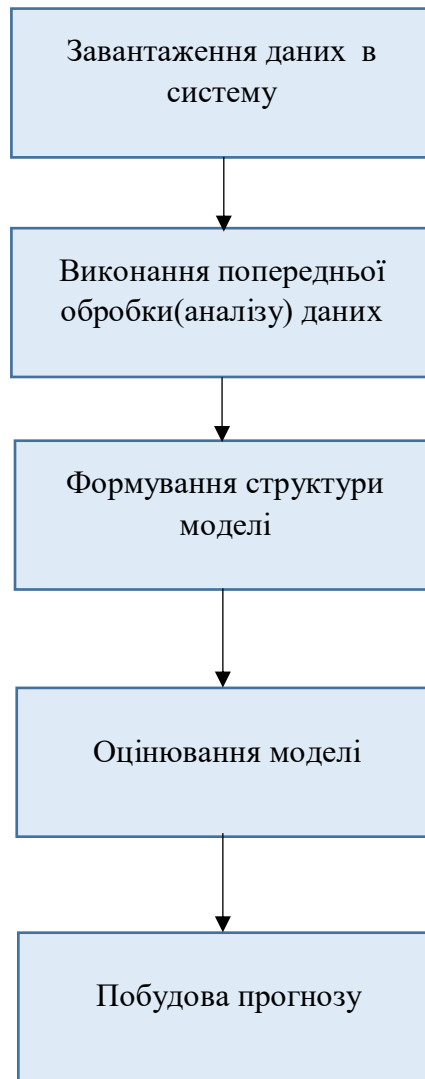


Рисунок 3.1 - Архітектура розробленого програмного забезпечення

На рисунку 3.2 представлена функціональна схема розробленого програмного продукту:

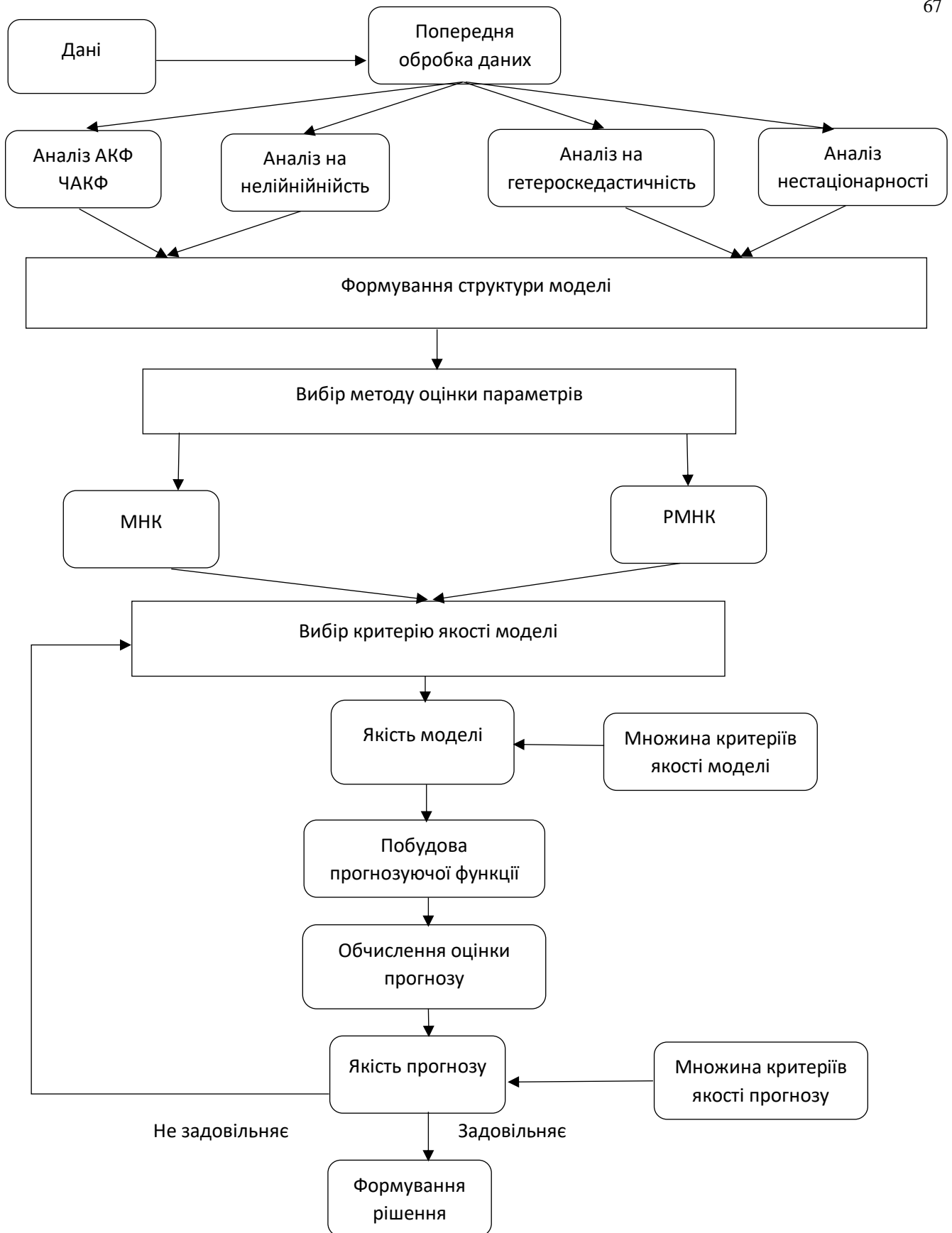


Рисунок 3.2 - функціональна схема розробленого програмного продукту

3.2 Вибір інструментальної бази для реалізації програмного продукту та інструментарій по експлуатації.

3.2.1 Вибір інструментальної бази

З метою побудови якісних моделей для опису нелінійних нестационарних процесів у фінансах та економіці були використані наступні інструменти: мова програмування C# та статистичний пакет для аналізу економетричних даних EViews.

EViews - сучасний економетричний, статистичний пакет для аналізу, моделювання та прогнозування даних, в якості якого ми маємо потужні аналітичні інструменти та гнучкий, легкий у використанні інтерфейс.

Переваги EViews наступні:

1. Простота і легкість у використанні. Завдяки наявності добре опрацьованого користувальницького інтерфейсу, даною програмою дуже зручно та легко користуватися.
2. Велика кількість вбудованих за замовчуванням статистичних моделей і функцій.
3. Можливість програмування в середовищі статистичного пакета Eviews і створення призначених для користувача функцій.
4. Можливість підключення додаткових призначених для користувача пакетів з Інтернету.
5. Повний і докладний розділ довідки, який містить як інформацію про синтаксис і семантику програмної мови, так і повну довідку про застосовуючі статистичні моделі з прикладами

Використовуючи EViews, можна швидко та ефективно управляти даними, проводити економетричний та статистичний аналіз, генерувати прогнози або

моделювати моделі та створювати високоякісні графіки та таблиці для публікації або включення в інші програми. EViews розроблений з урахуванням робочого процесу. Інноваційний користувальницький інтерфейс EViews спрощує кожен етап процесу: від введення та імпортування даних, до візуалізації даних, статистичного аналізу, оцінки, прогнозування і розв'язання моделей, виходу презентації з якістю публікацій. За допомогою EViews ми можемо легко імпортувати дані з Excel. Для цього потрібно просто перетягнути файл Excel на EViews.

Отже, EViews – зручний, швидкий, та багатозадачний пакет для роботи з економетричними даними.

3.2.2 Інструментарій по експлуатації розробленого програмного продукту.

Під час виконання роботи було розроблено програмний продукт зі зручним та зрозумілим користувацьким інтерфейсом, який зображено на рисунку 3.3:

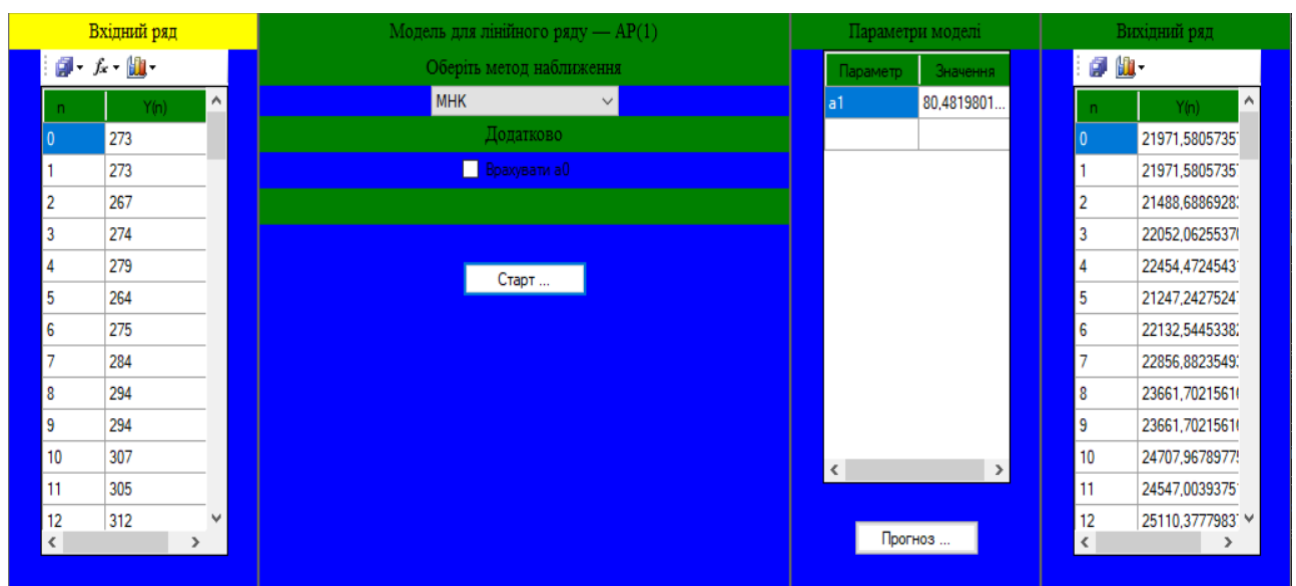


Рисунок 3.3 – Інтерфейс розробленого ПЗ

Функціонал даного програмного продукту можна описати наступними опціями, які можна отримати за допомогою користувацького інтерфейсу:

1) Завантаження даних, рисунок 3.4:

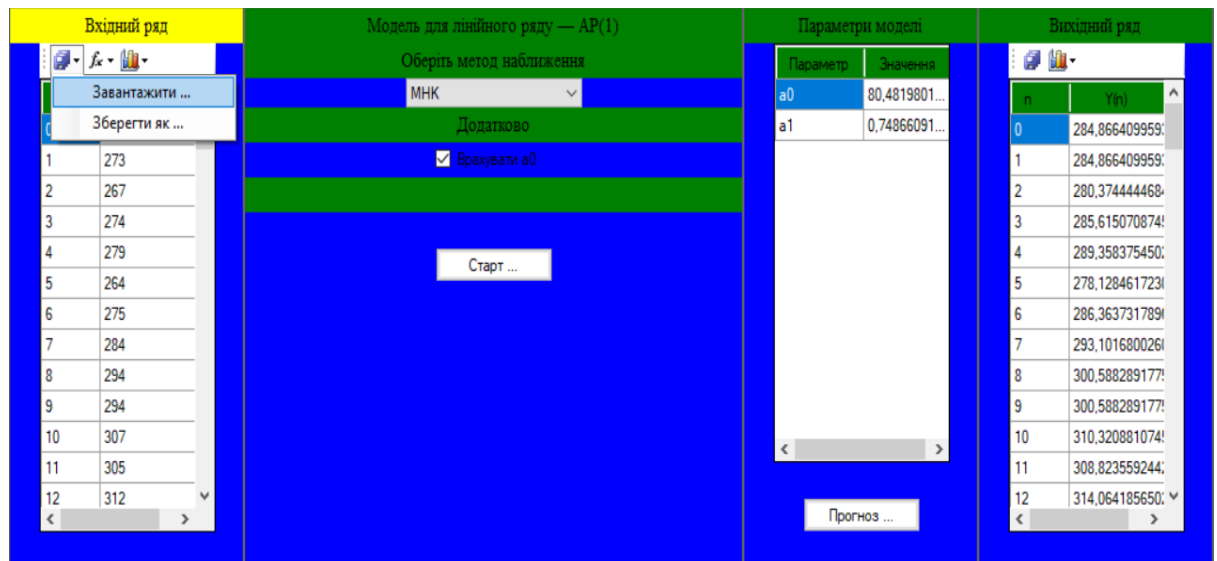


Рисунок 3.4 – Завантаження даних

2) Виконання аналізу даних, попередньої обробки, рисунок 3.5:

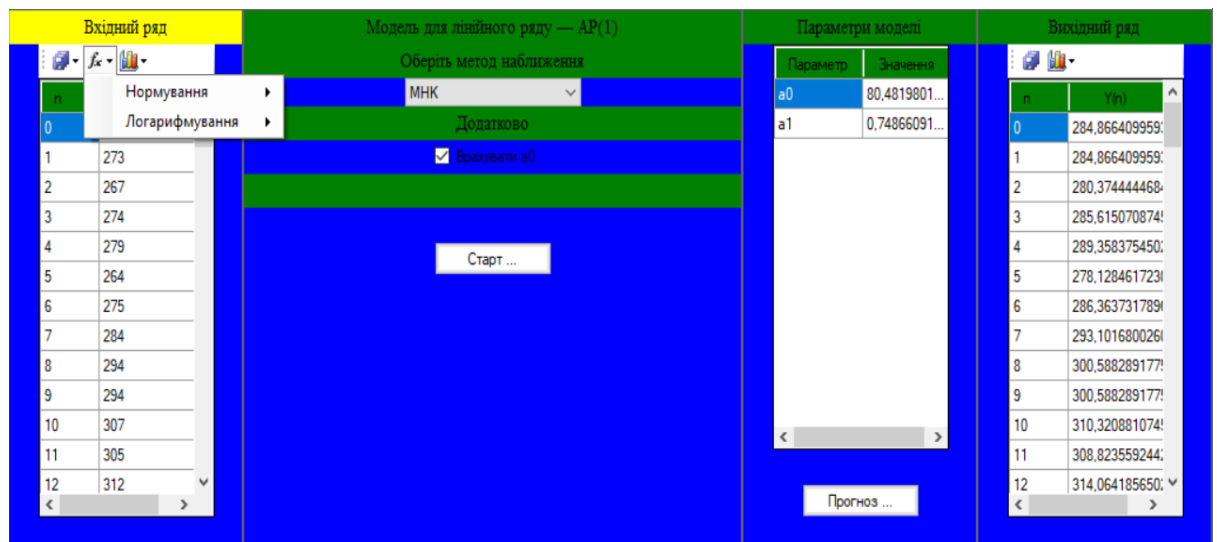


Рисунок 3.5 – Попередня обробка даних

3) Знаходження АКФ(ЧАКФ) з метою отримання значень порядку моделей, рисунок 3.6:

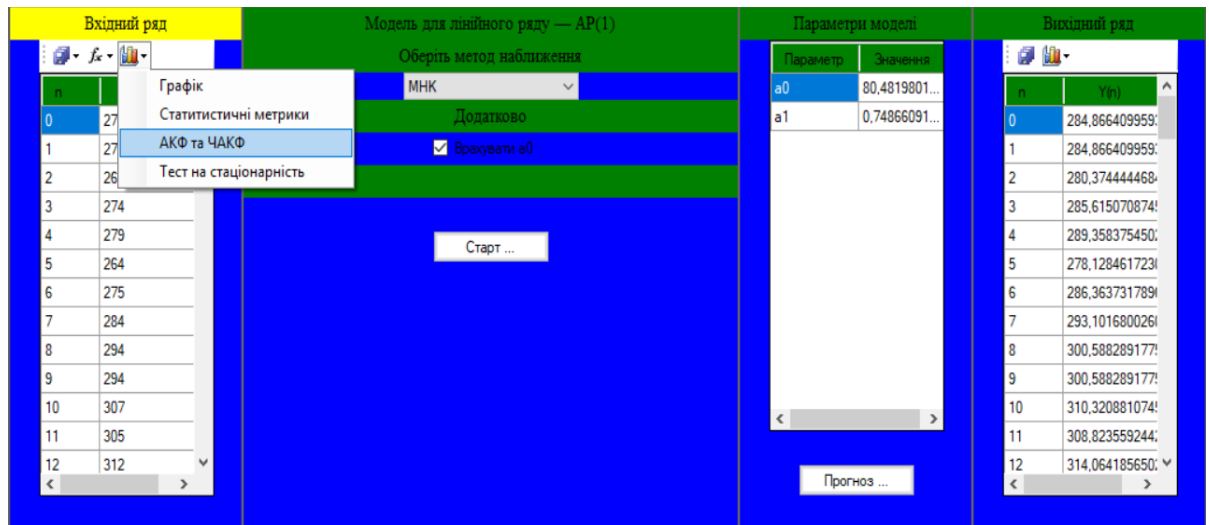


Рисунок 3.6 – Знаходження АКФ(ЧАКФ)

4) Вибір методу оцінювання (рисунок 3.7):

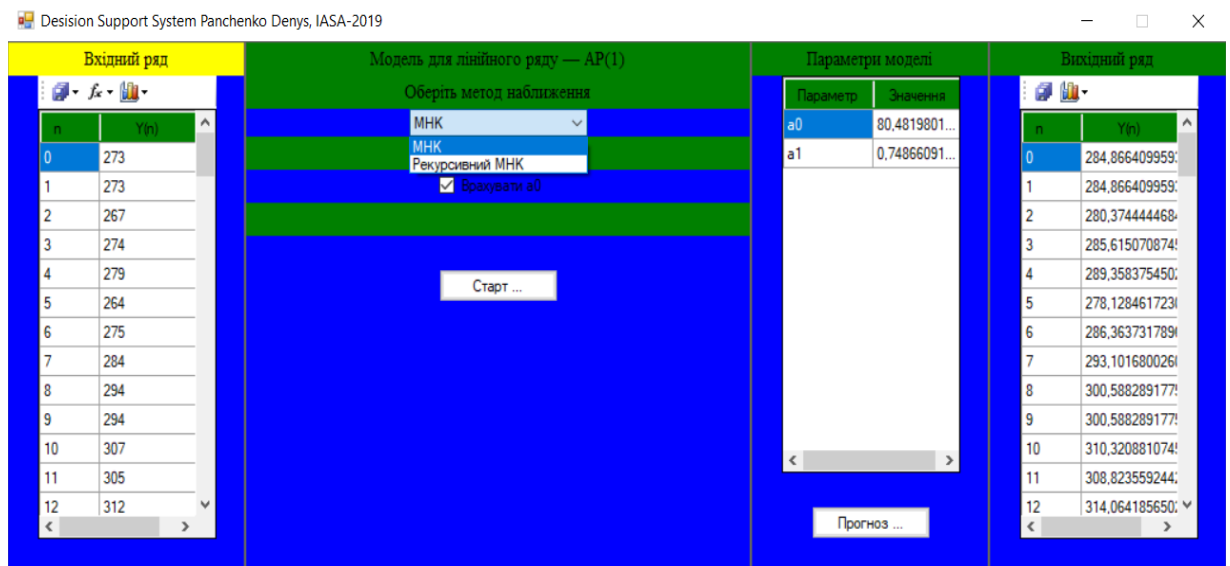


Рисунок 3.7 – Вибір методу оцінювання

Оцінювати моделі та відображати значення критеріїв адекватності моделей(статистику Дарбіна-Уотсона, коефіцієнт детермінації, суму квадратів похибок), рисунок 3.8:

Вхідний ряд		Модель АРКС		Параметри моделі		Вихідний ряд	
n	Y(n)	Оберть діапазони параметрів		Параметр	Значення	n	Y(n)
0	150	Порядок АР від 1 до 15	Порядок КС від 0 до 15	a0	22,774058	0	163,707231352
1	150	Оберть метод наближення		a1	0,7727505	1	172,944924426
2	150	МНК		a2	0,0945096	2	170,635985752
3	148	Оберть критерій оптимальності моделі		a3	0,0658480	3	168,948144415
4	152	Комбінований		a4	0,0602631	4	170,631908801
5	153	Додатково		a5	-0,0444810	5	169,346817838
6	149	<input checked="" type="checkbox"/> Врахувати a0		a6	0,0742356	6	171,654748688
7	150	Старт ...		a7	-0,0289555	7	171,022036527
8	155			a8	-0,1296184	8	172,088995797
9	150			a9	0,0475756	9	171,258473783
10	151			a10	0,1175184	10	170,786013107
11	159			a11	-0,1976707	11	171,303794639
12	164					12	172,573832964

SSE: 4258,49237962365
 DW: 1,9996386157341
 RQ: 0,833526188614958

Рисунок 3.8 – Оцінювання моделей

5) Будувати прогнози та відображати значення критеріїв прогнозування(САПП, коефіцієнт Тейла, СКП), рисунки 3.9, 3.10:

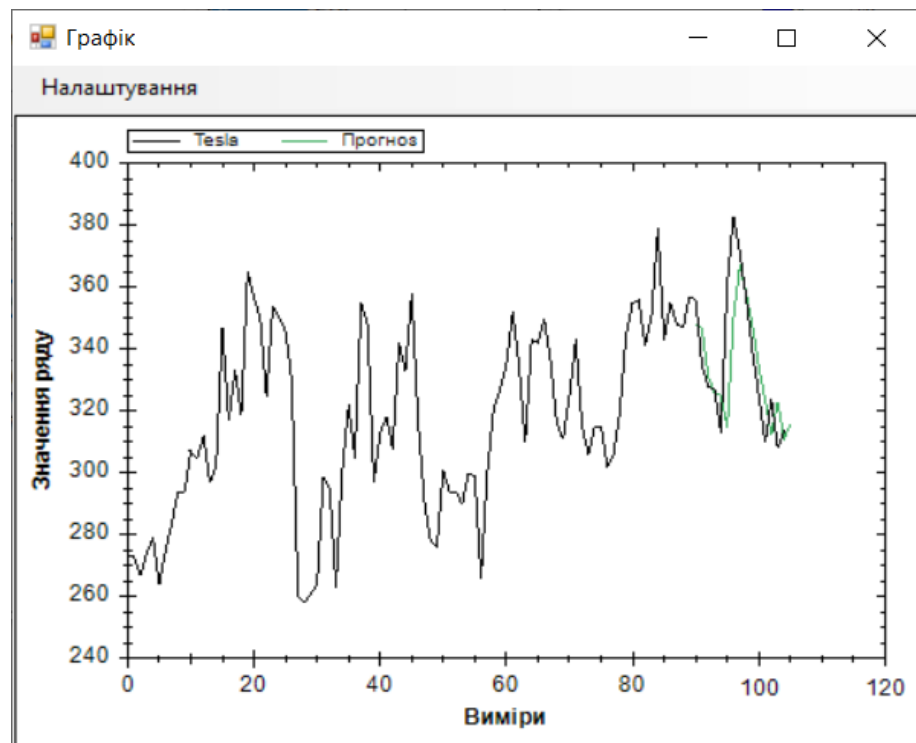


Рисунок .3.9 – Графічне відображення прогнозу

Прогнозування

Параметри

☒ Статичний

☐ Динамічний

Вікно від: 90

по: 105

OK

Графік

№	Ряд	Прогноз
0	273	
1	273	
2	267	
3	274	
4	279	
5	264	
6	275	
7	284	
8	294	

СКП: 7,52289909324389
СПП: 0,354577344412515%

Рисунок 3.10 – Аналітичне відображення прогнозу

Отже, для аналізу нелінійних нестационарних процесів ми розробили програмний продукт зі зручним та зрозумілим користувацьким інтерфейсом. Програмне забезпечення можна експлуатувати на різних операційних системах, тобто продукт можна вважати кроссплатформенним. Також розроблену систему можна модифікувати, доповнювати для подальшого застосування в області дослідження нелінійних нестационарних процесів.

3.3 Виконання обчислювальних експериментів та аналіз отриманих результатів

Для опису та аналізу нелінійних нестационарних процесів було взято 4 часові ряди з інтервалом в тиждень, а саме, часові ряди, що описують ціни на акції відомих фірм. Для дослідження було взято часові ряди для двох компаній іноземного походження(США): Apple(з 20 січня 2019 року), Microsoft(з 22 січня 2019 року), та двох компаній українського походження: UKRNafta(з 17 березня 2019 року), МНРС(з 14 квітня 2019 року).

Apple

Apple - американська корпорація, виробник персональних і планшетних комп'ютерів, аудіоплеєрів, телефонів, програмного забезпечення. Один з піонерів в області персональних комп'ютерів і сучасних багатозадачних операційних систем з графічним інтерфейсом. Штаб-квартира - в Купертіно, штат Каліфорнія. Завдяки інноваційним технологіям та естетичному дизайну, корпорація Apple створила в індустрії споживчої електроніки унікальну репутацію, яку можна порівняти з культом. Є першою американською компанією, чия капіталізація перевищила 1,044 трлн дол США. Це сталося під час торгів акціями компанії 10 вересня 2018 року. У той же день компанія стала найдорожчою публічною компанією за всю історію

Компанія заснована в Каліфорнії Стівом Джобсом і Стівом Возняком, що зібрали в середині 1970-х свій перший персональний комп'ютер на базі процесора «MOS Technology 6502». Продавши кілька десятків таких комп'ютерів, молоді підприємці отримали фінансування і офіційно зареєстрували фірму Apple Computer, Inc. 1 квітня 1976 года.

«Apple I», випущений в 1976 році, не був першим програмованим мікрокомп'ютером. Право першості належало мікрокомп'ютеру «Altair 8800», який був створений Едом Робертсом і поширювався через каталоги в 1974-1975 роках. Однак, «Альтаїр» не був «персональним комп'ютером», оскільки не давав можливості вирішувати з його допомогою більш-менш серйозні завдання. [17].

В роботі було виконано дослідження нелінійних нестационарних процесів на прикладі часового ряду динаміки змін цін на акції компанії Apple, рисунок 3.11:

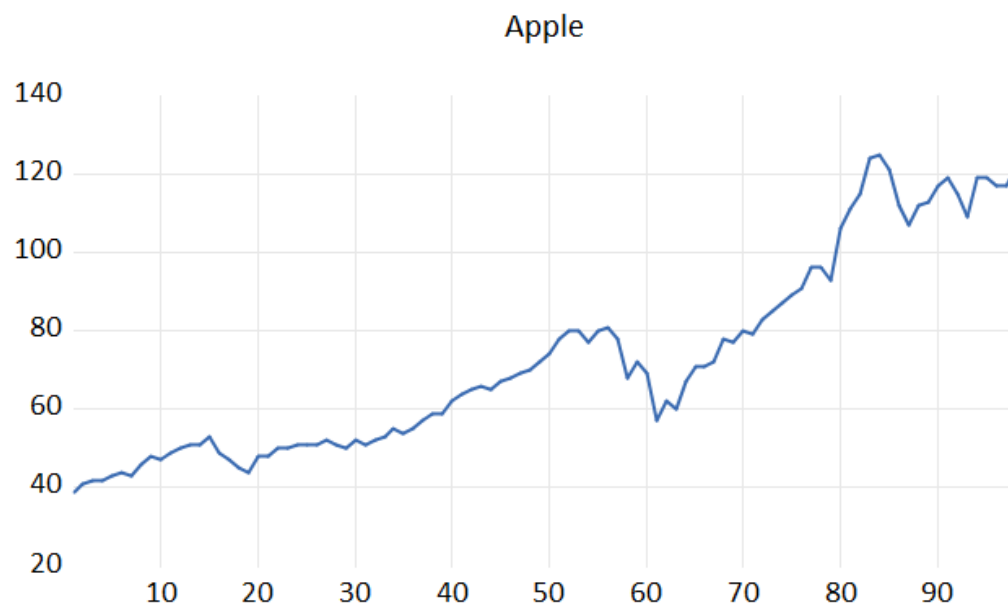


Рисунок 3.11 - графічне відображення часового ряду “Apple”

Основні статистичні характеристики ряду.

Середнє значення – 72.6747;

Медіана – 67.0000;

Максимум - 125.0000;

Мінімум – 39.0000;

Асиметрія – 0.688499;

Ексцес – 2.2223;

Статистика Жака-Бера – 10.2115.

Моделі для дослідження процесу змін цін на акції Apple:

а) *Модель авторегресії першого порядку AP(1):*

$$y(k) = 0.8044 + 1.0007 * y(k-1) \quad (3.1)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.9798; \sum e^2 = 1227.95; DW = 1.8914 \quad (3.2)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Apple» та побудованого прогнозу для моделі AP(1) зображено на рисунку 3.12:

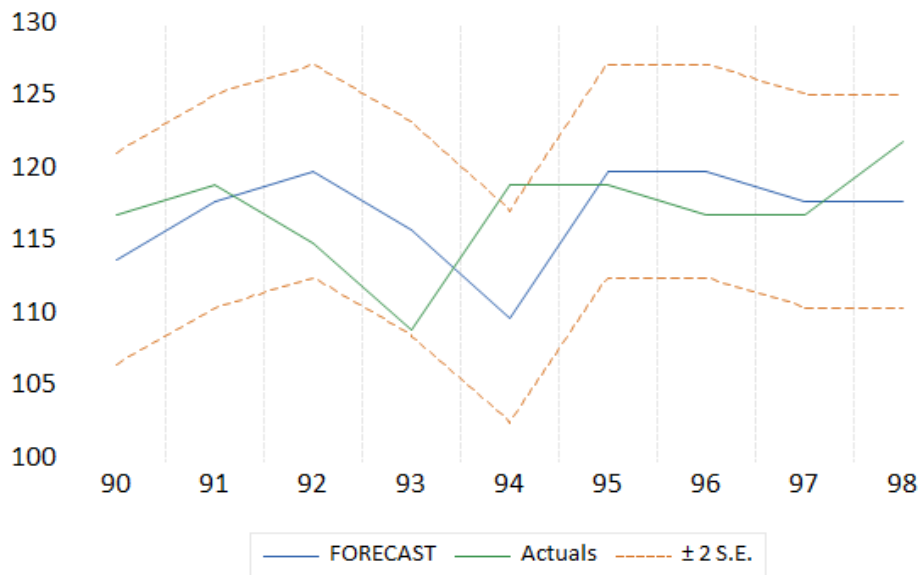


Рисунок 3.12 - графічне зображення часового ряду «Apple» та побудованого прогнозу для моделі AP(1)

$$\text{СКП} = 4.62 \quad \text{САПП} = 3.24\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.019 \quad (3.3)$$

б) Модель авторегресії першого порядку з ковзним середнім АРКС(1,2):

$$y(k) = 0.8156 + 1.0004 * y(k-1) - 0.8838 * v(k-1) + 0.0341 * v(k-2) \quad (3.4)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.9851; \sum e^2 = 785.23; DW = 1.9898 \quad (3.5)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Apple» та побудованого прогнозу для моделі АРКС(1,2) зображено на рисунку 3.13:

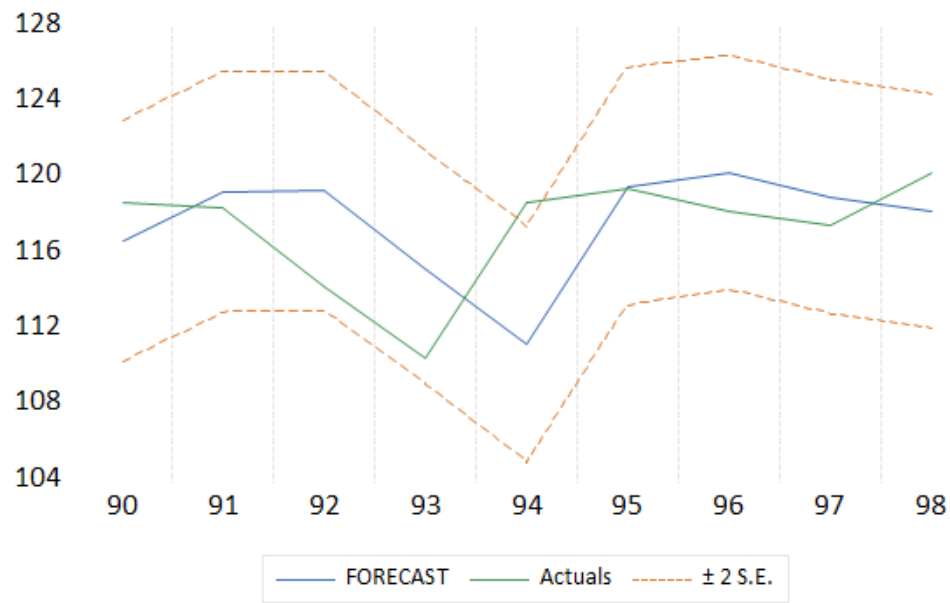


Рисунок 3.13 - графічне зображення часового ряду «Apple» та результату прогнозу на основі моделі АРКС(1,2)

$$\text{СКП} = 3.64; \text{САПП} = 2.45\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.015 \quad (3.6)$$

в) Модель авторегресії першого порядку $AR(1)$ з квадратичним трендом:

$$y(k) = 16.5678 + 0.9734 \cdot y(k-1) - 3.3435 \cdot k + 0.0429 \cdot k^2 \quad (3.7)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.9489; \sum e^2 = 2115.065; \text{DW} = 1.2016 \quad (3.8)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Apple» та результату прогнозу на основі моделі $AR(1)$ з квадратичним трендом зображено на рисунку 3.14:

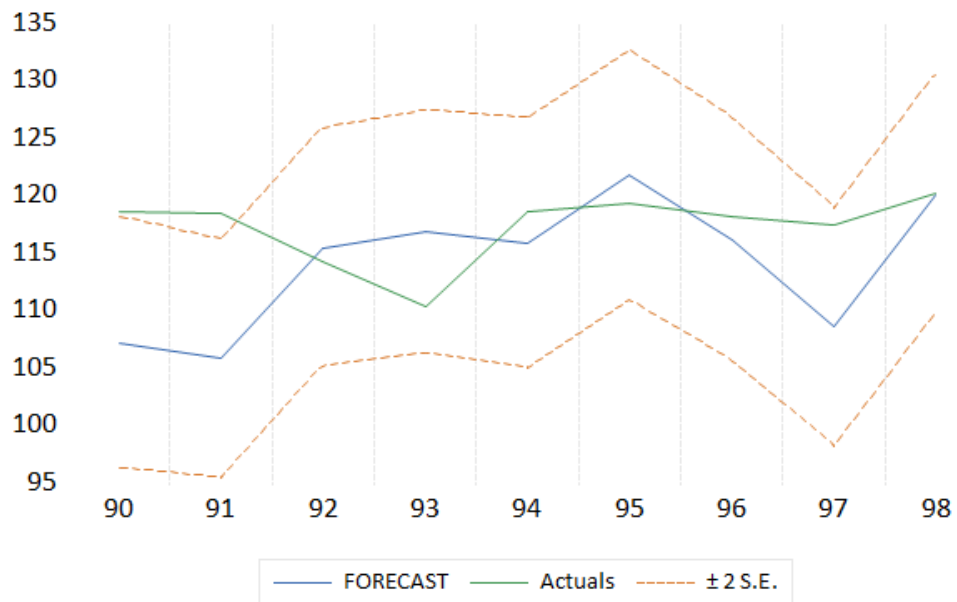


Рисунок. 3.14 - графічне зображення часового ряду «Apple» та побудованого прогнозу для моделі $AR(1)$ з квадратичним трендом

$$\text{СКП} = 6.88; \text{САПП} = 4.53\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.029 \quad (3.9)$$

г) Авторегресія з умовною гетероскедастичністю $ARUG(14)$:

$$\begin{aligned} \varepsilon^2(k) = & 215.5981 - 0.0853 * \varepsilon^2(k-2) + 0.0951 * \varepsilon^2(k-4) + 0.2349 * \varepsilon^2(k-7) \\ & + 0.3553 * \varepsilon^2(k-12) - 0.1421 * \varepsilon^2(k-14) \end{aligned} \quad (3.10)$$

Основні критерії адекватності приймають вигляд:

$$R^2 = 0.9554; \sum e^2 = 1887.68; DW = 1.4679 \quad (3.11)$$

Прогнозування на основі значень часового ряду та основні характеристики його якості:

$$\text{СКП} = 5.23; \text{САПП} = 5.20\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.026 \quad (3.12)$$

д) *Метод групового урахування аргументів (МГУА):*

$$\begin{aligned} Y1[t] = & -0.47535 + "x1[t-5], \text{cubert}" * 23.3465 \\ & + "x1[t-3], \text{cubert}" * (-7.613453) \end{aligned} \quad (3.13)$$

Значення коефіцієнту детермінації:

$$R^2 = 0.9286; \quad (3.14)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Apple» та результату прогнозу на основі методу урахування аргументів зображено на рисунку 3.15:

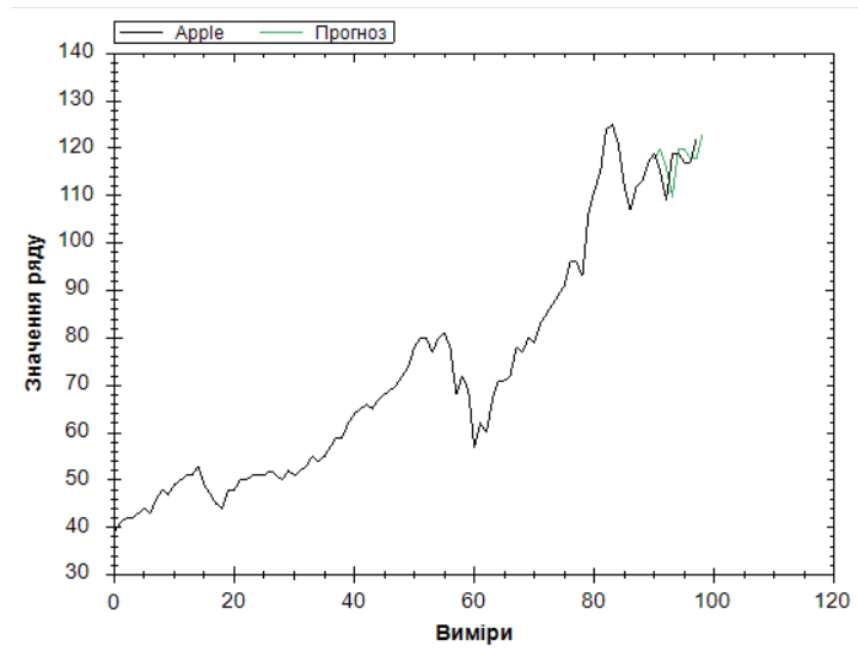


Рисунок 3.15 - Графічне зображення часового ряду «Apple» та результату прогнозу на основі методу урахування аргументів.

$$\text{СКП} = 7.69; \text{САПП} = 5.76\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.033 \quad (3.15)$$

Результати моделювання процесів змін цін на акції «Apple» наведені в таблиці 3.1:

Таблиця 3.1 – Результати моделювання процесів змін цін на акції «Apple»

Тип моделі	Адекватність моделі			Точність прогнозу		
	R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП	Тейла
AP(1)	0.9798	1227.95	1.8914	4.62	3.24%	0.019
АРКС(1,2)	0.9851	785.23	1.9898	3.64	2.45%	0.015
AP(1) + t^2	0.9489	2115.065	1.2016	6.88	4.53%	0.029
АРУГ	0.9554	1887.68	1.4679	5.23	5.20%	0.026
МГУА	0.9286			7.69	5.76%	0.033

Microsoft

Майкрософт - одна з найбільших транснаціональних компаній з виробництва програмного забезпечення для різного роду обчислювальної техніки - персональних комп'ютерів, ігрових приставок, КПК, мобільних телефонів та іншого. Розробник найбільш широко поширеною на даний момент в світі програмної платформи - сімейства операційних систем Windows. Підрозділи компанії виробляють сімейство ігрових консолей Xbox, а також аксесуари для персональних комп'ютерів (клавіатури, миші і т. д.). З 2012 року провадить власний планшетний комп'ютер - Surface. Продукція Microsoft продається більш ніж в 80 країнах світу, програми перекладені більш ніж на 45 мов.

Корпорація Microsoft розробляє і випускає широкий спектр програмних продуктів. В їх число входять настільні і мережні операційні системи Windows, серверні додатки для клієнт-серверних середовищ, настільні бізнес-додатки і офісні додатки для користувачів, інтерактивні програми та ігри, засоби для роботи в мережі інтернет та інструменти розробки [18]

В роботі було виконано дослідження нелінійних нестационарних процесів на прикладі часового ряду динаміки змін цін на акції компанії Майкрософт, рисунок 3.16:

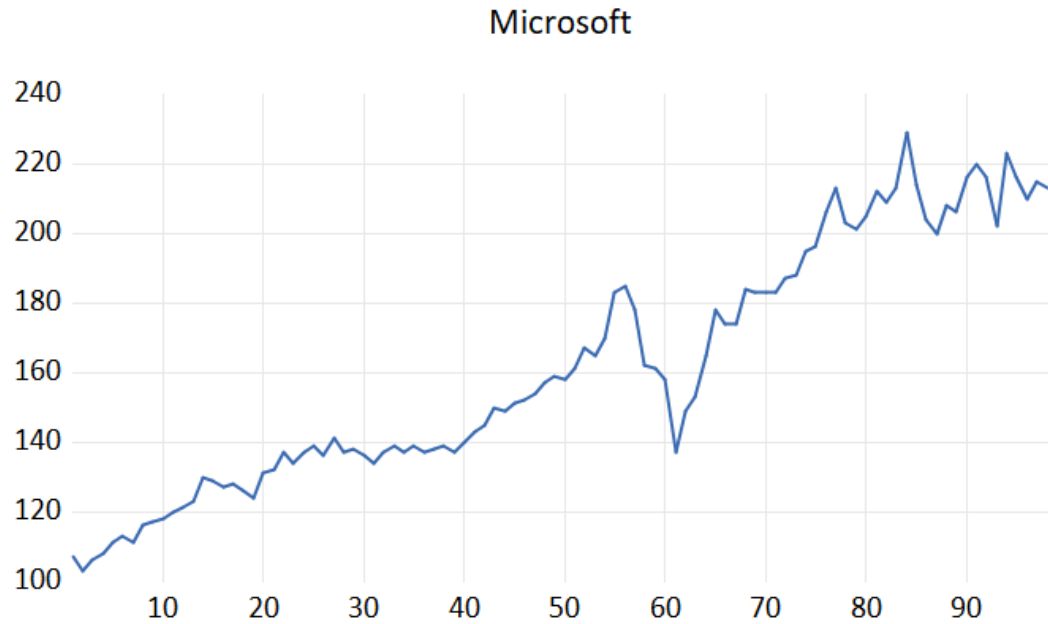


Рисунок 3.16 - графічне відображення часового ряду “Microsoft”

Основні статистичні характеристики ряду.

Середнє значення – 161.2653;

Медіана – 153.5000;

Максимум - 229.0000;

Мінімум – 103.0000;

Асиметрія – 0.278549;

Ексцес – 1.81362;

Статистика Жака-Бера – 6.9783.

Моделі для дослідження процесу змін цін на акції Microsoft:

а) Модель авторегресії першого порядку $AR(1)$:

$$y(k) = 3.9656 + 0.9821 * y(k-1) \quad (3.16)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.9668; \sum e^2 = 3801.44; DW = 2.1492 \quad (3.17)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Microsoft» та побудованого прогнозу для моделі AP(1) зображено на рисунку 3.17:

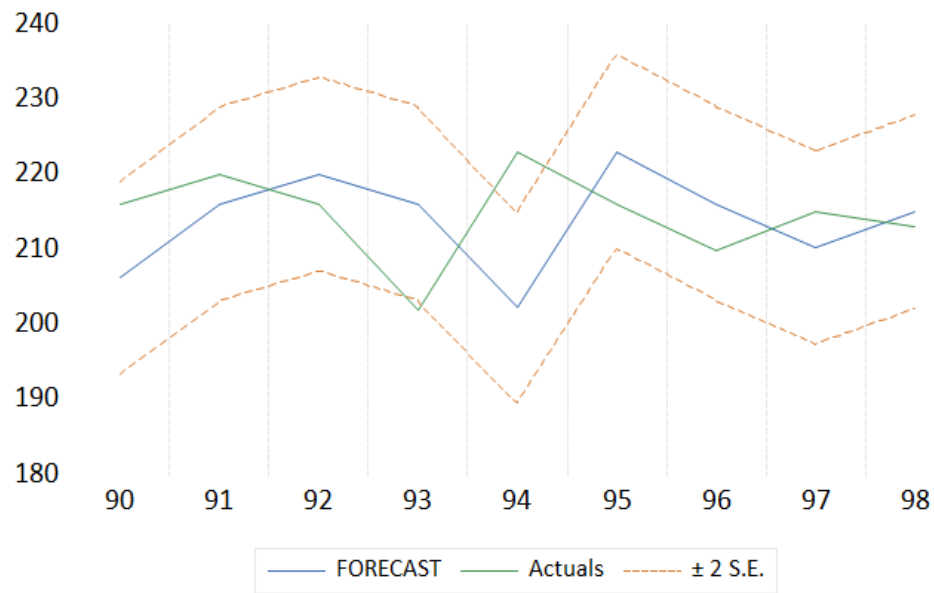


Рисунок 3.17 - Графічне зображення часового ряду «Microsoft» та побудованого прогнозу для моделі AP(1)

$$СКП = 9.80 \quad САПП = 3.74\%; \text{ Коефіцієнт Тейла} = 0.028 \quad (3.18)$$

б) Модель авторегресії першого порядку з ковзним середнім $APKC(1,2)$:

$$y(k) = 2.5607 + 0.991171*y(k-1) - 1.1734*v(k-1) - 0.1173*v(k-2) \quad (3.19)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.9750; \sum e^2 = 2273.50; DW = 2.1783 \quad (3.20)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Microsoft» та побудованого прогнозу для моделі АРКС(1,2) зображено на рисунку 3.18:

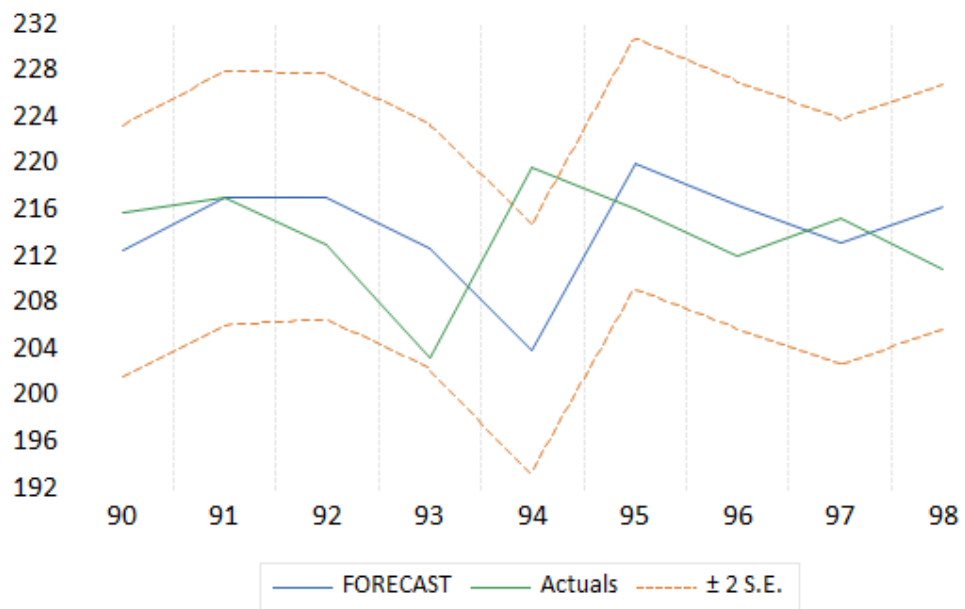


Рисунок 3.18 - Графічне зображення часового ряду «Microsoft» та побудованого прогнозу для моделі АРКС(1,2)

$$СКП = 6.93; САПП = 2.519\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.012 \quad (3.21)$$

в) Модель авторегресії першого порядку $AR(1)$ з трендом третього порядку:

$$y(k) = 18.6306 + 0.9111*y(k-1) - 2.3265*k + 0.0429*k^2 - 0.00024*k^3 \quad (3.22)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.9381; \sum e^2 = 5628.799; DW = 1.5397 \quad (3.23)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Microsoft» та побудованого прогнозу для моделі AP(1) з трендом третього порядку зображено на рисунку 3.19:

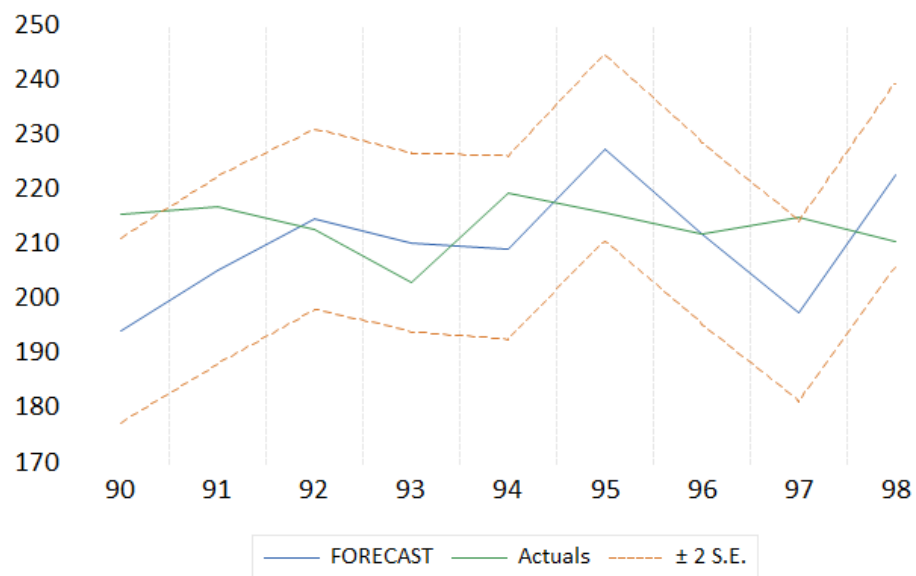


Рисунок. 3.19 - Графічне зображення часового ряду «Microsoft» та побудованого прогнозу для моделі AP(1) з трендом третього порядку

$$СКП = 12.20; САПП = 4.84\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.027 \quad (3.24)$$

г) Метод групового урахування аргументів (МГУА):

$$Y1[t] = -0.45678 + \text{time} * (-0.0001246547) + "x1[t-12], \text{cubert}" * 1.613453 \quad (3.25)$$

Значення коефіцієнту детермінації:

$$R^2 = 0.8934; \quad (3.26)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Microsoft» та результату прогнозу на основі методу урахування аргументів зображено на рисунку 3.20:

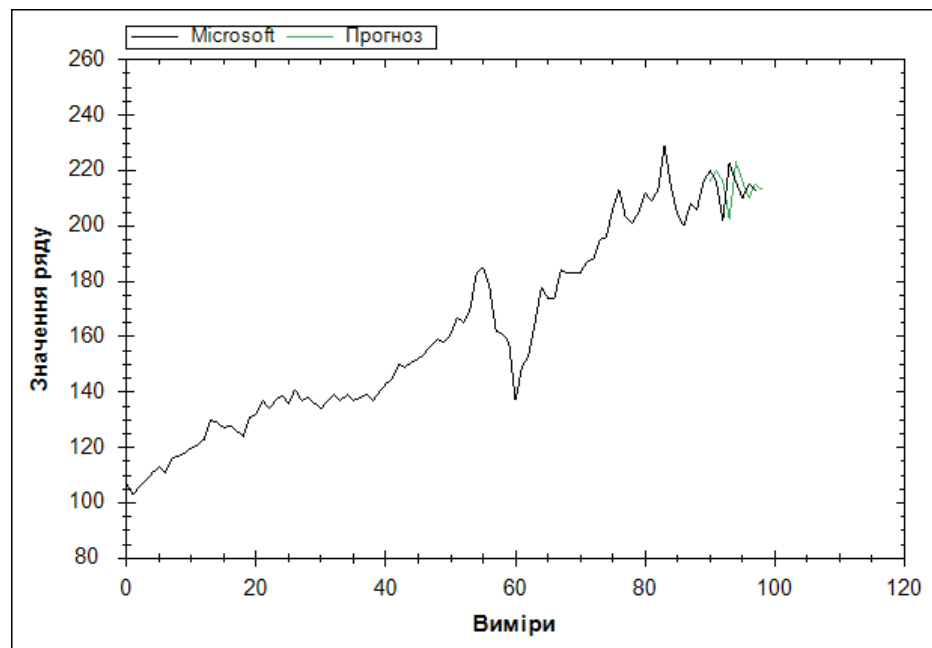


Рисунок 3.20 - Графічне зображення часового ряду «Microsoft» та результату прогнозу на основі методу урахування аргументів

$$\text{СКП} = 15.37; \text{САПП} = 5.93\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.034 \quad (3.27)$$

Результати моделювання процесів змін цін на акції «Microsoft» наведені в таблиці 3.2:

Таблиця 3.2 - Результати моделювання процесів змін цін на акції «Microsoft»

Тип моделі	Адекватність моделі			Точність прогнозу		
	R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП	Тейла
AP(1)	0.9668	3801.44	2.1492	9.80	3.74%	0.028
АРКС(1,2)	0.9750	2273.50	2.1783	6.93	2.519%	0.012
AP(1) + t^3	0.9381	5628.799	1.5397	12.20	4.84%	0.027
УАРУГ	0.9894	1983.62	2.1004	4.78	4.90%	0.011
МГУА	0.8934			15.37	5.93%	0.034

UKRNafta

Укрнафта - найбільша нафто і газовидобувна компанія України.

Газопереробні заводи Укрнафти є найбільшими українськими виробниками скрапленого газу. ВАТ Укрнафта утворено 31 березня 1994 року шляхом корпоратизації Виробничого об'єднання «Укрнафта». 50% + 1 акція «Укрнафти» належить державній компанії НАК «Нафтогаз України», 42% акцій контролює група «Приват». Станом на 2019 рік компанія забезпечувала видобуток понад 62,3% нафти з газовим конденсатом і 5,7% газу від загального видобутку вуглеводнів в Україні. Експлуатувалося 2783 нафтових і газових свердловин, розташованих на території двох нафтогазоносних регіонів України, які охоплюють Львівську, Івано-Франківську, Чернівецьку, Сумську, Чернігівську, Полтавську, Харківську і Дніпропетровську області. Станом на 01.01.2020 р ПАТ «Укрнафта» володіє 85 спеціальних дозволів на видобуток (промислову розробку родовищ) вуглеводнів.

На балансі підприємства знаходиться 24 бурові установки. ПАТ «Укрнафта» володіє однією з найбільших в Україні мережею заправних станцій, присутніх в більшості регіонів країни. Мережа складається з 537 АЗС. [19]

В роботі було виконано дослідження нелінійних нестационарних процесів на прикладі часового ряду динаміки змін цін на акції компанії Укрнафта, рисунок 3.21:

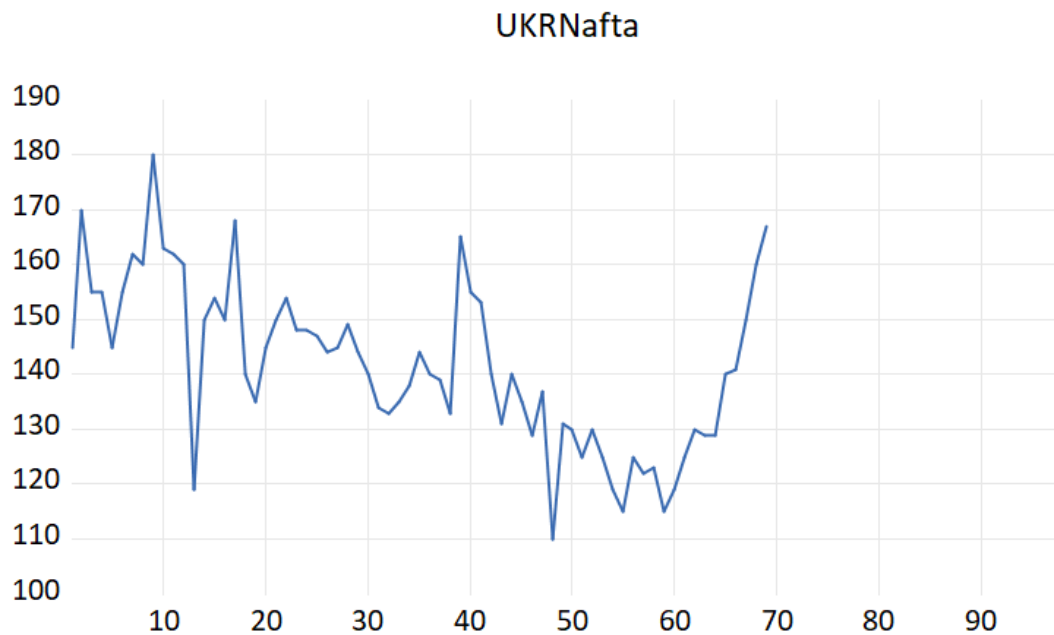


Рисунок 3.21 - графічне відображення часового ряду “ Укрнафта”

Основні статистичні характеристики ряду.

Середнє значення – 141.7226;

Медіана – 140.0000;

Максимум - 180.0000;

Мінімум – 110.0000;

Асиметрія – 0.133698;

Ексцес – 2.510820;

Статистика Жака-Бера – 0.8935.

Моделі для дослідження процесу змін цін на акції Укрнафта:

а) *Модель авторегресії n'ятого порядку AP(5):*

$$y(k) = 37.7856 + 0.4549*y(k-1) + 0.1929*y(k-2) + \\ + 0.0628*y(k-3) - 0.3062*y(k-4) + 0.3739*y(k-5) \quad (3.28)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.5934; \sum e^2 = 5778.67; DW = 1.7943 \quad (3.29)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Укрнафта» та побудованого прогнозу для моделі AP(5) зображено на рисунку 3.22:

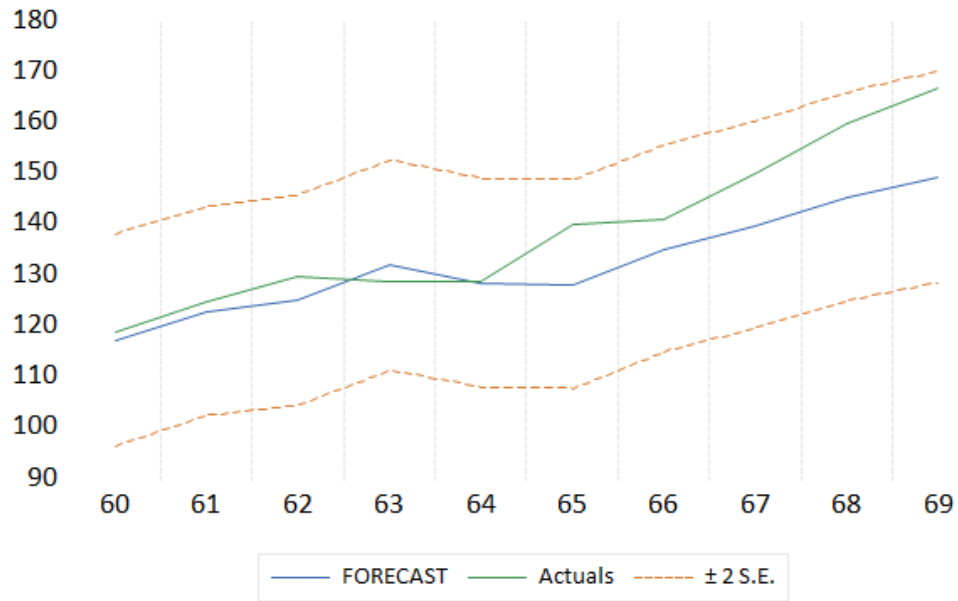


Рисунок 3.22 - графічне зображення часового ряду «Укрнафта» та побудованого прогнозу для моделі $AR(5)$

$$СКП = 9.12; \text{САПП} = 4.89\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.033 \quad (3.30)$$

б) Модель авторегресії першого порядку з ковзним середнім $АРКС(1,2)$:

$$y(k) = 55.9650 + 0.5858*y(k-1) - 1.9620*v(k-1) + 4.4119*v(k-2) \quad (3.31)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.5845; \sum e^2 = 5845.34; DW = 1.8001 \quad (3.32)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу:

Графік часового ряду «Укрнафта» та побудованого прогнозу для моделі $АРКС(1,2)$ зображено на рисунку 3.23:

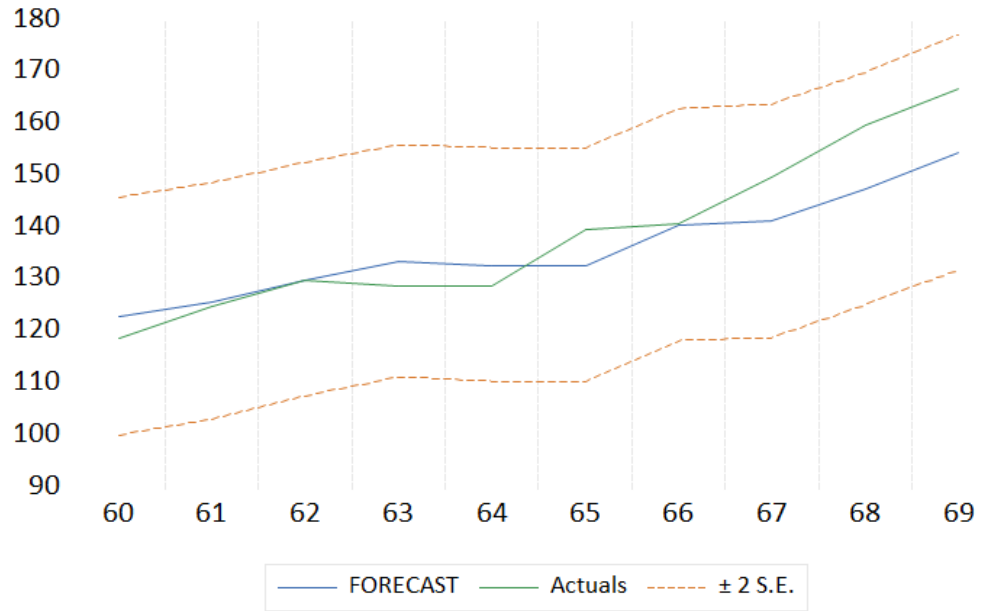


Рисунок 3.23 - Графічне зображення часового ряду «Укрнафта» та побудованого прогнозу для моделі АРКС(1,2)

$$\text{СКП} = 8.84; \text{САПП} = 4.45\%;$$

$$\text{Коефіцієнт Тейла} = 0.031 \quad (3.33)$$

в) Модель авторегресії першого порядку $AR(1)$ з трендом третього порядку:

$$y(k) = 16.4355 + 0.8543 \cdot y(k-1) - 5.6586 \cdot k + 0.0678 \cdot k^2 - 0.00058 \cdot k^3 \quad (3.34)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.5689; \sum e^2 = 5843.67; DW = 1.6478 \quad (3.35)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Укрнафта» та побудованого прогнозу для моделі $AR(1)$ з трендом третього порядку зображено на рисунку 3.24:

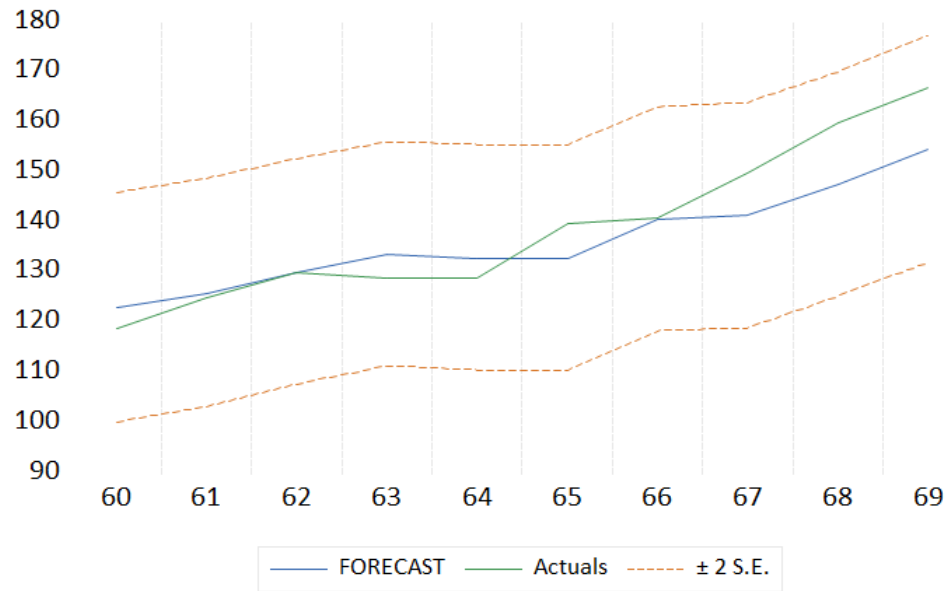


Рисунок. 3.24 - Графічне зображення часового ряду «Укрнафта» та побудованого прогнозу для моделі $AR(1)$ з трендом третього порядку

$$СКП = 10.67; \text{ САПП} = 5.01\%; \text{ Коефіцієнт Тейла} = 0.036 \quad (3.36)$$

г) Метод групового урахування аргументів (МГУА):

$$Y1[t] = -0.3458 + \text{time} * (-0.0004568876) + "x1[t-8], \text{ cubert}" * 1.706564 \quad (3.37)$$

Значення коефіцієнту детермінації:

$$R^2 = 0.6032; \quad (3.38)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «Укрнафта» та результату прогнозу на основі методу урахування аргументів зображено на рисунку 3.25:

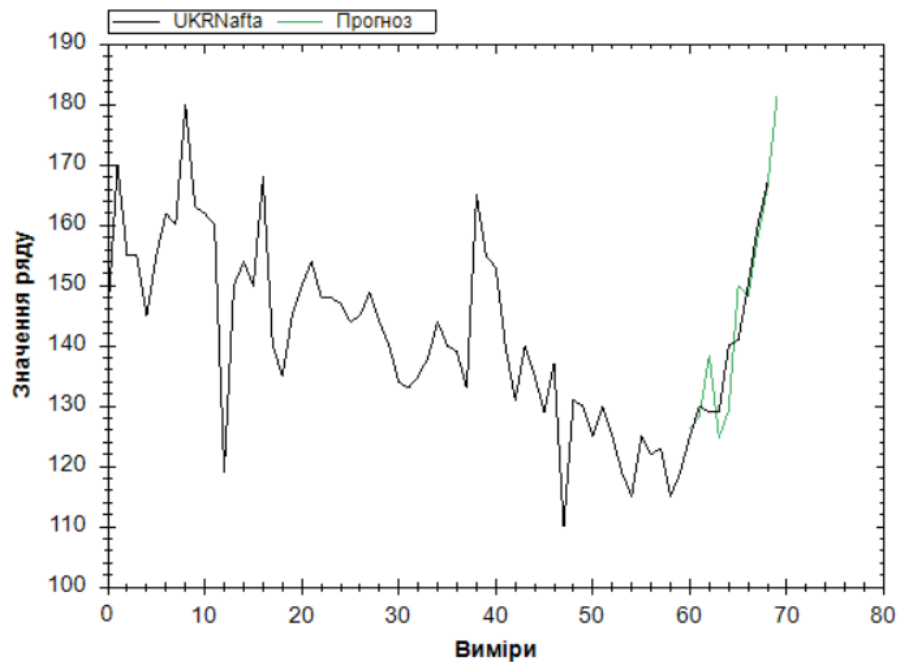


Рисунок 3.25 - Графічне зображення часового ряду «Укрнафта» та результату прогнозу на основі методу урахування аргументів.

$$\text{СКП} = 6.43; \text{САПП} = 4.12\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.029 \quad (3.39)$$

Результати моделювання процесів змін цін на акції «Укрнафта» наведені в таблиці 3.3:

Таблиця 3.3 - Результати моделювання процесів змін цін на акції «Укрнафта»

Тип моделі	Адекватність моделі			Точність прогнозу		
	R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП	Тейла
AP(1)	0.5934	5778.67	1.7943	9.12	4.89%	0.033
АРКС(1,2)	0.5934	5778.67	1.7943	8.84	4.45%	0.031
AP(1) + t^3	0.5689	5843.67	1.6478	10.67	5.01%	0.036
МГУА	0.6032			6.43	4.12%	0.029

МНРС

Приватне акціонерне товариство МНРС - одна з провідних агропромислових компаній України, що має виробничі активи в Нідерландах, Словенії, Словаччині та дистрибуційний офіс в ОАЕ. Компанія заснована 1998 Юрієм Косюком. Холдинг володіє брендами «Наша Ряба», «Qualiko», «Легко!», «Бащинський», «Ukrainian Chicken». Компанія складається з 11 дистрибуційних центрів (хабів) у великих містах країни. Продукція компанії представлена в 80 країнах. Компанія випустила акції і має лістинг на світових біржах, включаючи LON (як МНРСС) і NASDAQ, а з 2019 року — дозволений обіг акції на території України.

МХП - найбільший виробник (64% ринку) і експортер (86% обсягу експорту) курятини в Україні. Найбільший виробник м'яса (41% ринку України), комбікорми (25% ринку) України. У 2017 р МХП отримав 42% всіх бюджетних дотацій для аграрних підприємств України.

МХП об'єднує виробничі потужності всього технологічного ланцюга м'ясного виробництва - від вирощування та виробництва кормів, інкубаційних яєць,

вирощування великої рогатої худоби та домашньої птиці до переробки і реалізації готової продукції. [20].

В роботі було виконано дослідження ННП процесів на прикладі часового ряду динаміки змін цін на акції компанії МНРС, рисунок 3.26:

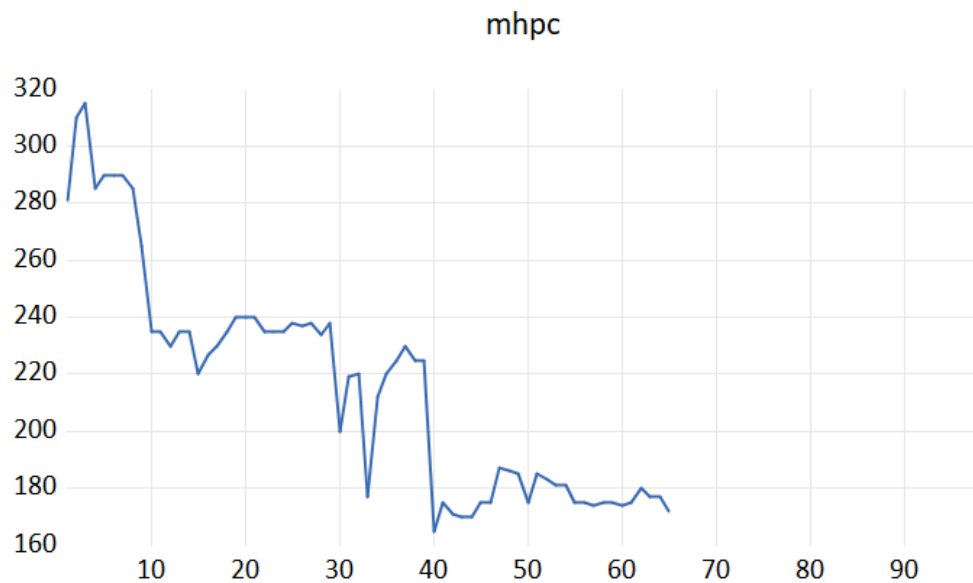


Рисунок 3.26 - графічне відображення часового ряду “МНРС”

Основні статистичні характеристики ряду.

Середнє значення – 216.1385;

Медіана – 220.0000;

Максимум - 315.0000;

Мінімум – 165.0000;

Асиметрія – 0.606749;

Ексцес – 2.546679;

Статистика Жака-Бера – 4.5434.

Моделі для дослідження процесу змін цін на акції МНРС:

а) Модель авторегресії n 'ятого порядку $AR(1)$:

$$y(k) = 14.4619 + 0.9254 * y(k-1) \quad (3.40)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.8765; \sum e^2 = 12040.34; DW = 2.2673 \quad (3.41)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «МНРС» та побудованого прогнозу для моделі $AR(1)$ зображено на рисунку 3.27:

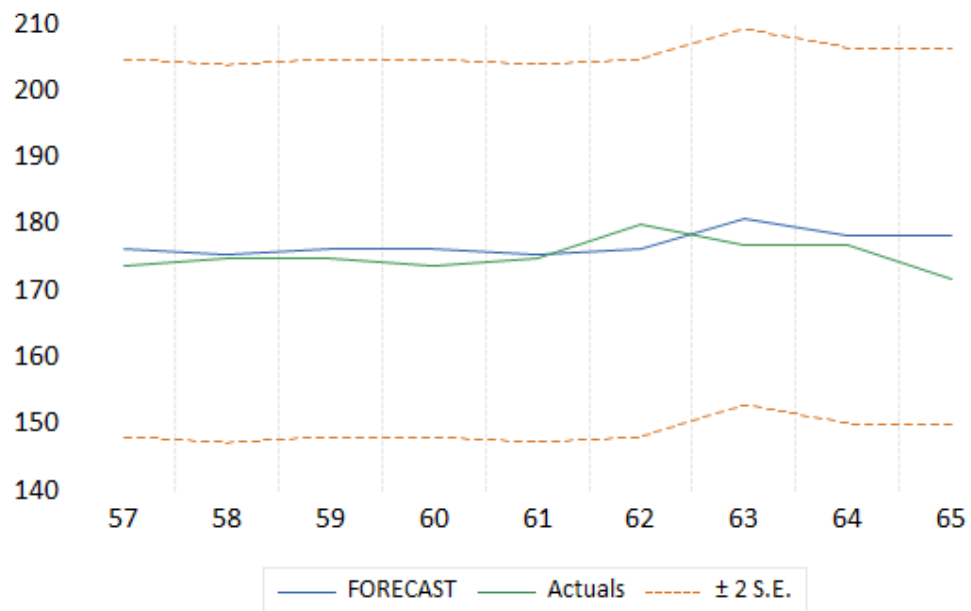


Рисунок 3.27 - Графічне зображення часового ряду «МНРС» та побудованого прогнозу для моделі $AR(1)$

$$СКП = 3.0588; САПП = 1.42\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.008 \quad (3.42)$$

б) Модель авторегресії першого порядку з ковзним середнім АРКС(1,3):

$$y(k) = 55.9650 + 0.5858*y(k-1) - 1.9620*v(k-1) + 4.4119*v(k-2) + 4.4119*v(k-2) \quad (3.43)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.8357; \sum e^2 = 6470.34; DW = 2.4834 \quad (3.44)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу:

Графік часового ряду «МНРС» та побудованого прогнозу для моделі АРКС(1,3) зображено на рисунку 3.28:

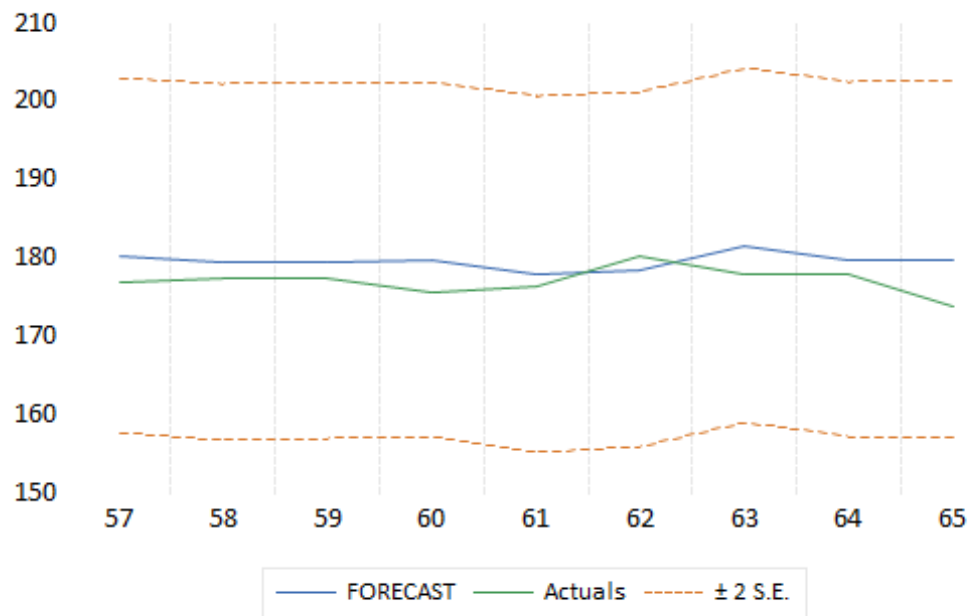


Рисунок 3.28 - Графічне зображення часового ряду «МНРС» та побудованого прогнозу для моделі АРКС(1,3)

$$СКП = 3.23; САПП = 1.64\%;$$

$$\text{Коефіцієнт Тейла} = 0.009 \quad (3.45)$$

в) Модель авторегресії першого порядку $AP(1)$ з трендом третього порядку:

$$y(k) = 18.0894 + 0.5678*y(k-1) - 6.1284*k + 0.0745*k^2 - 0.00088*k^3 \quad (3.46)$$

Знайдемо значення головних критеріїв адекватності моделі:

$$R^2 = 0.8288; \sum e^2 = 5988.90; DW = 2.7145 \quad (3.47)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «МНРС» та побудованого прогнозу для моделі $AP(1)$ з трендом третього порядку зображено на рисунку 3.29:

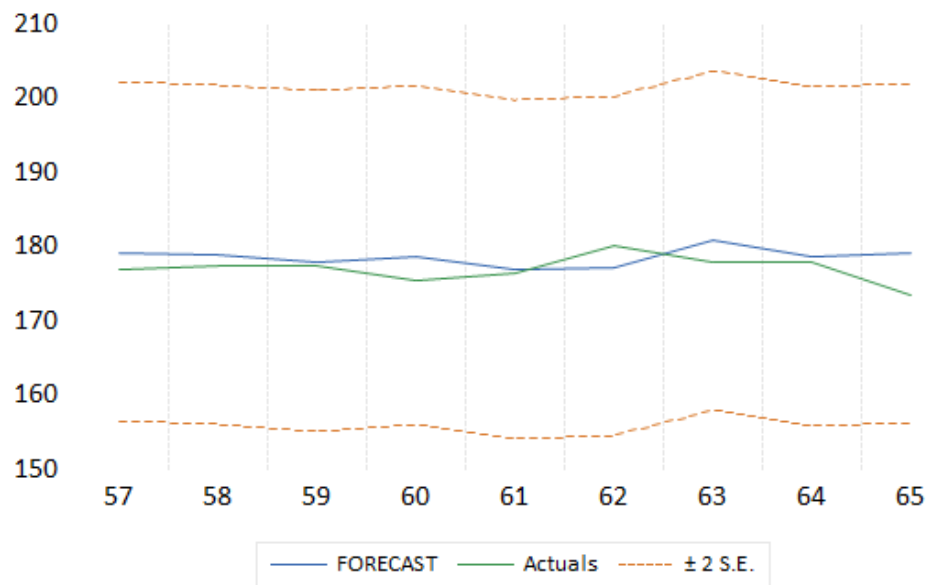


Рисунок. 3.29 - Графічне зображення часового ряду «МНРС» та побудованого прогнозу для моделі $AP(1)$ з трендом третього порядку

$$\text{СКП} = 2.70; \text{САПП} = 1.26\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.008 \quad (3.48)$$

г) Метод групового урахування аргументів(МГҮА):

$$Y1[t] = -0.2354 + \text{time}*(-0.00057483564) + "x1[t-4], \text{cubert}"*2.4356577 \quad (3.49)$$

Значення коефіцієнту детермінації:

$$R^2 = 0.356; \quad (3.50)$$

Результат, виконаного прогнозу для часового ряду, та значення головних характеристик якості прогнозу.

Графік часового ряду «МНРС» та результату прогнозу на основі методу урахування аргументів зображено на рисунку 3.30:

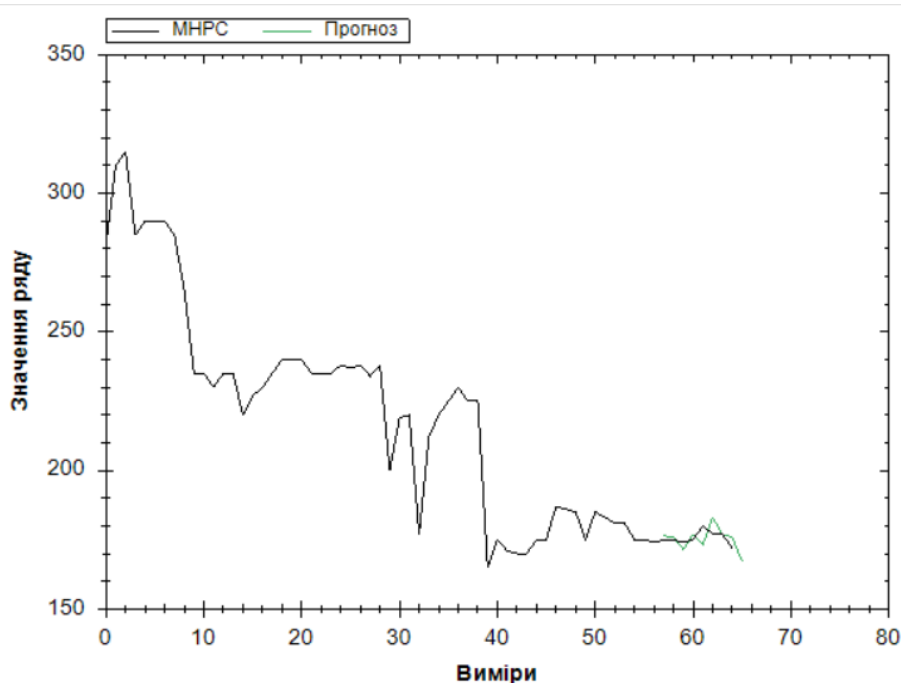


Рисунок 3.30 - Графічне зображення часового ряду «МНРС» та результату прогнозу на основі методу урахування аргументів.

$$\text{СКП} = 3.15; \text{САПП} = 2.06\%; \text{Коефіцієнт Тейла} = 0.011 \quad (3.51)$$

Результати моделювання процесів змін цін на акції «МНРС» наведені в таблиці 3.4:

Таблиця 3.4 - Результати моделювання процесів змін цін на акції «МНРС»

Тип моделі	Адекватність моделі			Точність прогнозу		
	R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП	Тейла
АР(1)	0.8765	12040.34	2.2673	3.0588	1.42%	0.008
АРКС(1,3)	0.8357	6470.34	2.4834	3.23	1.64%	0.009
АР(1) + t^3	0.8288	5988.90	2.7145	2.70	1.26%	0.008
МГУА	0.356			3.15	2.06%	0.011

Наведемо зведену таблицю по оцінкам обраних рядів (табл. 3.5).

Таблиця. 3.5 – Зведена таблиця результатів оцінювання для досліджуваних рядів

Ряд	Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу		
		R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП	Тейла
Apple	AP(1)	0.9798	1227.95	1.8914	4.62	3.24%	0.019
	АРКС(1,2)	0.9851	785.23	1.9898	3.64	2.45%	0.015
	AP(1) + t^2	0.9489	2115.065	1.2016	6.88	4.53%	0.029
	APУГ	0.9554	1887.68	1.4679	5.23	5.20%	0.026
	МГУА	0.9286			7.69	5.76%	0.033
Microsoft	AP(1)	0.9668	3801.44	2.1492	9.80	3.74%	0.028
	АРКС(1,2)	0.9750	2273.50	2.1783	6.93	2.519%	0.012
	AP(1) + t^3	0.9381	5628.799	1.5397	12.20	4.84%	0.027
	УAPУГ	0.9894	1983.62	2.1004	4.78	4.90%	0.011
	МГУА	0.8934			15.37	5.93%	0.034
UKRNafta	AP(1)	0.5934	5778.67	1.7943	9.12	4.89%	0.033
	АРКС(1,2)	0.5934	5778.67	1.7943	8.84	4.45%	0.031
	AP(1) + t^3	0.5689	5843.67	1.6478	10.67	5.01%	0.036
	МГУА	0.6032			6.43	4.12%	0.029
МНРС	AP(1)	0.8765	12040.34	2.2673	3.0588	1.42%	0.008
	АРКС(1,3)	0.8357	6470.34	2.4834	3.23	1.64%	0.009
	AP(1) + t^3	0.8288	5988.90	2.7145	2.70	1.26%	0.008
	0.356			3.15	2.06%	0.011	0.356

3.4 Висновки до розділу

В зв'язку з тим, що нелінійні нестационарні процеси за своєю природою досить складні, вони потребують трудомісткого та якісного аналізу. Адекватність моделі та якість прогнозу залежать від коректного застосування методів оцінювання та побудови якісної моделі.

З метою досягнення максимальної достовірності та точності прогнозних значень було здійснено моделювання на основі кількох моделей, після чого виконано відповідний порівняльний аналіз.

В роботі було проведено аналіз нелінійних нестационарних процесів ціноутворення на часових рядах динаміки зміни цін на акції відомих компаній, а саме, для двох компаній іноземного походження(США): Apple, Microsoft, та двох компаній українського походження: UKRNafta, МНРС.

Для компанії Apple найбільш придатливою для прогнозування виявилася модель авторегресії з ковзним середнім $APKC(1,2)$, про що свідчать результати критеріїв якості прогнозу. Для компанії Microsoft модель авторегресії з умовною гетероскедастичністю($APYU$) 14 порядку. Для компанії UKRNafta найкращий результат показала модель вибрана за методом групового урахування аргументів, а для компанії МНРС модель авторегресії $AP(1)$. Отже, що регресійні моделі, що метод групового урахування аргументів($MGYA$) досить непогано описують нелінійні нестационарні процеси і дають хороші результати, про що свідчать критерії якості прогнозів. Звичайно, моделювання за допомогою $MGYA$ займає більше часу та є більш трудомістким, ніж побудова моделей регресійного типу, проте є потужним інструментом та показує досить хороші результати.

РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ

4.1 Опис ідеї проекту

Опис ідеї стартап проекту описано в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 - Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Розроблену систему моделювання процесів та побудови прогнозів можна застосовувати для аналізу та прогнозування нелінійних нестаціонарних процесів, які присутні у фінансовоекономічних сферах багатьох підприємств.	На підприємствах з метою побудови моделі та прогнозування.	Розвиток фінансово-економічних процесів має складний характер: наявність нестаціонарності та нелінійності, що приводить до необхідності пошуку нових структур прогнозних моделей для підвищення якості прогнозів. Вони необхідні для подальшого використання при прийнятті управлінських рішень.
	На підприємствах з метою прийняття управлінських рішень на основі результатів роботи програми.	Отриманий прогноз визначає можливості, в рамках яких можуть ставиться реалістичні задачі планування розвитку економіки або роботи підприємства у майбутньому.

Сильні, слабкі та нейтральні характеристики ідеї проекту зображено в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 - Визначення характеристик ідеї проекту

№ п/п	Техніко- економічні характеристики ідеї	Потенційні товари/концепції конкурентів			W (слабка сторона)	N (нейтр. сторона)	S (сильна сторона)
		SN I	lLea soft	PAn Yst			
1.	Відсутність прив'язки до формату даних	- +		-	+		
2.	Моделювання і прогнозування	-		-			+
3.	Ймов. аналіз	+		+			+
5.	АВС-аналіз	+		+		+	
5.	Відомість бренду	-	+	-	+		

4.2 Технологічний аудит ідеї проекту

Технологічний аудит ідеї проекту наведений у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 - Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Ігровий підхід	C#	Технологія наявна і не потребує змін. Потрібно реалізувати алгоритм.	Технологія загальнодоступна
2	Ймовірностний аналіз	C#	Необхідно реалізувати алгоритм	Технологія загальнодоступна
3	Моделювання та аналіз результатів	C#	Необхідно реалізувати розроблені моделі	Технологія загальнодоступна
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: для реалізації проекту обрана мова програмування C#.				

4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Характеристика потенційного ринку стартап-проекту наведена у таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 - Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	3
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	2500 ум.од
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Немає
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Немає
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	30 %

Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту наведена в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 - Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Аудит організаційної структури підприємств	Середній та великий бізнес, що застосовують системи керування ресурсів підприємства, державні підприємства, аудиторські компанії	ERP система підприємства, розміри оброблюваних даних, технічні обмеження, бюрократичні обмеження	Ефективність прогнозування Швидка обробка даних Оптимальне використання ресурсів

Можливі загрози для стартап-проекту наведені у таблиці 4.6.

Таблиця 4.6 - Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Невпорядкованість і неповнота даних	Клієнтські бази можуть містити невпорядковані дані і також певні дані можуть бути відсутніми	Додавання модуля попередньої обробки даних
2	Нестача технічних ресурсів	Клієнти можуть мати обмежені локальні технічні ресурси, недостатні для повноцінної роботи системи	Винесення модуля обчислення на сервери компаній-партнерів

Фактори можливостей наведені у таблиці 4.7.

Таблиця 4.7 - Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Хмарні обчислення	Можливість виконання усіх обчислень на віддалених серверах	Пристосування модулів обчислення для роботи на сервері
2	Коригування прогнозу	Можливість коригування прогнозу в режимі реального часу на основі власної бази даних та спорідненої інформації з інтернету	Розробка модулів інтеграції з обліковими системами підприємств.

Проведений ступеневий аналіз конкуренції на ринку зображено у таблиці 4.8.

Таблиця 4.8 - Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1. Вказати тип конкуренції - олігополія	Присутня невелика кількість фірм. Більшість ринку контролюють фірми-гіганти	Впровадження технологічних інновацій. Кооперація з дослідницькими центрами. Розширення функціоналу та задоволення потреб клієнтів.
2. За рівнем конкурентної боротьби - глобальний	Продукція не залежить від країни чи локалізації клієнта	
3. За галузевою ознакою внутрішньогалузева	Продукт спрямований на роздрібну торгівлю	
4. Конкуренція за видами товарів: - за бажанням	Полягає у випередженні задоволення бажань клієнта	
5. За характером конкурентних переваг - нецінова	Переваги передбачають собою ефективність та різноманіття функціоналу	
6. За інтенсивністю - не марочна	Торгова марка майже немає впливу	

Проведений аналіз конкуренції в галузі зображено у таблиці 4.9.

Таблиця 4.9 - Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти
	SNI, Leasoft, PAnYst	SAPPAN
Висновки	Контролюють велику частину ринку, мають узагальнені рішення	Спрямовані на малий бізнес, не мають локалізацій для більшості країн Європи

Фактори конкурентоспроможності та їх обґрунтування наведені в таблиці 4.10.

Таблиця 4.10 - Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Інновації	Інноваційні рішення мають забезпечити перевагу нашим клієнтам над конкурентами
2	Функціонал	Функціонал повинен покривати вирішення необхідних задач клієнтів
3	Цінова політика	Вартість продукту відіграє велику роль при виборі системи клієнтом
4	Ресурсоємність	Великі затрати технічних ресурсів можуть спровокувати необхідність залучення додаткових коштів

Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін проекту відображено у таблиці 4.11.

Таблиця 4.11 - Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін RFS

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	ББали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з RFS						
			– 3	– 2	– 1	0	+1	+2	+3
1	Інновації	18				+			
2	Функціонал	12	+						
3	Цінова політика	16			+				
4	Ресурсоємність	3						+	

SWOT-аналіз проекту наведено в таблиці 4.12.

Таблиця 4.12 - SWOT-аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: розумна цінова політика, функціонал забезпечує рішення більшості задач клієнта	Слабкі сторони: відсутність співпраці з інноваційними центрами,
Можливості: впровадження інноваційних рішень, оптимізація роботи продукту	Загрози: неточність результатів

Альтернативи ринкового впровадження проекту розглянуто в таблиці 4.13.

Таблиця 4.13 - Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Спеціалізовані рішення	Висока	1-3 місяців
2	Хмарний сервіс	Висока	3-6 місяців
3	Узагальнення рішення, вихід на нові сфери ринку	Середня	6-12 місяці

4.4 Розроблення ринкової стратегії проекту

Опис та вибір цільових груп потенційних клієнтів зображено в таблиці 4.14.

Таблиця 4.14 - Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Малий бізнес	Абсолютна готовність в розгляді подібних рішень.	Високий попит	Середня	Вхід в сегмент складний
2	Середній бізнес	Середня готовність. В залежності від виду бізнесу, готовність різниться.	Середній попит	Вище середньої	Вхід в сегмент достатньо складний
3	Великий бізнес	Низький рівень, оскільки у великому бізнесі важче переналаштувати свій організаційний устрій.	Низький	Середня	Вхід в сегмент складний
Які цільові групи обрано: 1,2					

В таблиці 4.15 зображено вибір базової стратегії розвитку.

Таблиця 4.15 - Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
	Розробка та створення додаткових функціональних модулів	Таргетні пропозиції бізнесу, проведення презентації функціональних рішень на ярмарках та конференціях	Відсутність аналогічних до новостворених функціональних модулів у конкурентів	Розробка та удосконалення існуючих модулів на основі потреб ринку та інформації від клієнтів

В таблиці 4.16 наведено визначення базової стратегії конкурентної поведінки.

Таблиця 4.16 - Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
1	Так	Можливі обидва варіанти	Стандартні функціональні модулі будуть виконувати схожі функції.	Унікальна цінова політика, функціональні інновації, сучасні технології

В таблиці 4.17 наведено визначення стратегії позиціонування.

Таблиця 4.17 - Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспр оможні позиції власного стартап- проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
1	Висока якість прогнозуван ня в клієнтській сфері застосування	Розробка та удосконалення існуючих модулів на основі потреб ринку та інформації від клієнтів	Спеціалізован і рішення, хмарні сервіси	Прогнозування, передбачення, аналіз

4.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

В таблиці 4.18 представлені ключові переваги концепції потенційного товару.

Таблиця 4.18 - Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Широкий функціонал	Вирішення задач	Забезпечує вирішення більшої кількості задач бізнесу
2	Спеціалізовані рішення	Вирішення задач	Забезпечує більш ефективне вирішення задач у звуженій сфері застосування
3	Технічні ресурси	Хмарні сервіси	Дозволяє користуватись рішенням за рахунок віддалених технічних потужностей

Опис трьох рівнів моделі товару відображено у таблиці 4.19.

Таблиця 4.19 - Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Обробка, аналіз даних. Прогнозування та передбачення потреб споживача		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	Швидкодія	Нм	Тх/Тл/Е
	Ефективність	Нм	Тх/Тл
	Користувацький інтерфейс	Нм	Е
	Якість: стандарти відповідні до законодавства. Створені функціональні скріпти.		
	Пакування: Власний сайт		
	Марка: CM Solutions		
III. Товар із підкріпленням	До продажу: застосунок для інтеграції в існуючі системи керування підприємством для прогнозування та передбачення потреб споживачів на основі великих масивів даних		
	Після продажу: Швидкодія, ефективність, легкість у користуванні		
Закритий код. Захищений від можливості декомпіляції.			

Визначення меж встановлення ціни показано в таблиці 4.20.

Таблиця 4.20 - Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари- замінники	Рівень цін на товари- аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	-	200\$/міс	Рівень доходів підприємств надзвичайно високий	150-200\$/міс

Формування системи збуту зображено в таблиці 4.21.

Таблиця 4.21 - Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Таргетні пропозиції для компаній	Презентації функціоналу	-	-

Концепція маркетингових комунікацій відображена у таблиці 4.22.

Таблиця 4.22 - Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій , якими користують ся цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонуван ня	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Середній бізнес – оптимальні рішення за невисоку ціну	Соціальні мережі, внутрішньо ринкова комунікація	Прогнозува ння покупок споживача	Короткий опис переваг продукту, заохочення дізнатись більше	Передбач ення покупок споживачів
2	Великий бізнес – повноцінні рішення для покращення продажів	Таргетні дзвінки до клієнтів	Прогнозува ння покупок споживача	Донести інформацію про оптимальність рішення для бізнесу клієнта	Передбач ення покупок споживачів

Висновки до розділу

В даному розділі було проведено аналіз програмного продукту у якості стартап проекту. Можна зазначити, що у проекту є можливість комерціалізації, оскільки ринок потребує якісний продукт, що надає можливість створювати моделі нелінійних-нестационарних процесів. На ринку наявна монополістична конкуренція, існує декілька фірмконкурентів, але їх товар дещо відрізняється, тому вихід на ринок не буде легким і потребує грамотної стратегії виходу. Для впровадження ринкової реалізації проекту слід обрати альтернативу, яка передбачає розробку програмного продукту з подальшим розповсюдженням за певну плату. Можна сказати, що подальший розвиток проекту є доцільним, оскільки він знайде свою цільову аудиторію.

ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

В ході дослідження нелінійних нестационарних процесів було побудовано моделі для опису фінансово-економічних процесів ціноутворення на прикладі відомих та, стрімко розвиваючихся компаній Apple, Microsoft, UKRNafta, МНРС. Прогнозування часових рядів здійснювалося на основі авторегресійних моделей (АР), авторегресійних моделей з ковзним середнім (АРКС), авторегресійних моделей з трендом та методу групового врахування аргументів (МГУА).

На основі цього дослідження здійснено порівняльний аналіз методів між собою, а також досліджено ефективність роботи розробленого ПП у порівнянні з комерційними продуктами-аналогами.

Критеріями якості побудованих моделей були коефіцієнт детермінації, сума квадратів похибок та статистика Дарбіна-Уотсона. За критерії якості прогнозування були взяті: середньо-квадратична похибка, абсолютна середня абсолютна похибка у процентах та коефіцієнт Тейла. Отримані результати засвідчили високу якість побудованих моделей та можливість їхнього практичного застосування в рамках розробленого продукту. Водночас варто зазначити, що для кожної конкретної ситуації неможливо заздалегідь передбачити, який з методів дасть найкращий прогноз.

Отже, загальний підхід до прогнозування нелінійних нестационарних фінансово-економічних процесів має бути комплексним та базуватися на сучасних методах системного аналізу та застосуванні ідеологічно різних математичних моделей (регресійний аналіз та методи інтелектуального аналізу даних). При цьому побудований прогноз стає підґрунтям для прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

Для подальшого дослідження фінансово-економічних процесів ціноутворення можна модифікувати моделі, побудовані за методом групового урахування аргументів, використовуючи еволюційні й генетичні алгоритми, ідеї активних нейронів і багаторівневих самоорганізацій.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Канторович Г.Г. Анализ временных рядов: учебник. Москва: Издательский дом ВШЭ, 2002. 544с.
2. Демківський А.В. Гроші та кредит: навч. посіб. Київ: Дакор, 2005. 528с.
3. Бідюк П.І., Ющенко В.А., В.С. Стельмах. Банківська енциклопедія: енциклопедія. Київ: Знання, 2011. 504 с.
4. Колодізев О.М., Колесніченко В.Ф. Гроші і кредит: підручник. Київ: Знання, 2010. 610 с.
5. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткострочного прогнозирования временных рядов: уч. пособ. Москва: Финансы и статистика, 2003. 416 с.
6. Box G., Jenkins G. Time Series Analysis: Forecasting and Control. San Francisco: Holden-Day, 1976. 420 с.
7. Бідюк П.І. Аналіз часових рядів: навч. посіб. Київ: НТУУ «КПІ», 2013. 600с.
8. Бідюк П. І. Часові ряди: моделювання і прогнозування: монографія. Київ: ЕКМО, 2003. 144 с.
9. Trigg D.W., Leach A.G. Exponential smoothing with an adaptive response rate. New York: Operations Research, 1967. 324 p.
10. Holt C.C. Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages. Pittsburgh: Carnegie Institute of Technology, 1957. 432 p.
11. Brown R.G., Meyer R.F. The fundamental theorem of exponential smoothing. *Operations Research*, 1961. Vol. 9, No. 5. P. 673-687.
12. Brown R.G. Smoothing forecasting and prediction of discrete time series. N.Y: Dover Publications, 1963. 480 p.

13. Бідюк П. І. Методи прогнозування: в 2 т. Луганськ : Альма Матер, 2008. Т.1. 725 с.
14. Панченко. Д.В., Бідюк П. І. Порівняльний аналіз використання методу групового врахування аргументів та моделей регресії для моделювання фінансово-економічних процесів ціноутворення на ринку акцій. *Університетський науковий збірник «Системні науки та кібернетика»*. 2020. С. 30 - 49.
15. Бідюк П. І., Терентьєв О. М., Просянкіна-Жарова Т. І. Прикладна статистика: підручник. Вінниця: ПП «ТД» Едельвейс і К», 2013. 304с.
16. Пугачов О.М. Аналіз деяких моделей для прогнозування нестационарних процесів. *Міжнародний науковий журнал «Інтернаука»*. 2016. № 7. С. 197-200.
17. Бідюк П. І. Система підтримки прийняття рішень для аналізу і прогнозування стану підприємства: навч посіб. Київ: Політехніка, 2013. 340с.
18. Бідюк П.І., Коршевнюк Л.О. Проектування комп'ютерних інформаційних систем підтримки прийняття рішень: Навчальний посібник/ Київ: ННК "ІПСА" НТУУ "КПІ", 2010. 340 с.
19. Engle F.R. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. Cleveland: The Econometric Society, 1982. 1148 p.
20. Єріна А. М. Статистичне моделювання та прогнозування: Навч. Посібник. Київ: КНЕУ, 2001. 170 с.

ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ

```

using DSS_Panchenko.AuxiliaryClasses;
using DSS_Panchenko.Forms;
using DSS_Panchenko.MathClasses;
using System;
using System.ComponentModel;
using System.Drawing;
using System.IO;
using System.Reflection;
using System.Text;
using System.Windows.Forms;

namespace DSS_Panchenko
{
    public partial class MainForm : Form
    {
        public Vector InputRow;
        public string InputRowName;
        public Color darkColor, mediumColor, lightColor;
        #region Row
        public Panel rowPanel;
        public Panel rowTablePanel;
        public Label rowPanelTitle;
        public DataGridView rowTable;
        public ToolStrip rowMenuStrip;
        public ToolStripDropDownButton fileRowButton, editRowButton, analysisRowButton;
        public ToolStripMenuItem loadRowItem, saveRowItem, normRowItem, normRowItem1,
normRowItem2,

```

```

        logRowItem,    logRowItem1,    logRowItem2,    graphRowItem,    statRowItem,
autocorRowItem, stationarRowItem;

    public Methods metod;
    #endregion
    #region Model
    public Panel modelPanel;
    public    Label    choseModelTitle,    choseRangeTitle,    choseCriteriaTitle,
choseOptimizationMethodTitle, extraTitle;
    public Label arTitle, maTitle;
    public Label arFromTitle, arToTitle, maFromTitle, maToTitle;
    public TextBox arFromText, arToText, maFromText, maToText;
    public ComboBox criteriaNames;
    public ComboBox optMethods;
    public CheckBox armaA0;
    public Label emptyTitle;
    public Button startButton;
    // public Label
    #endregion
    #region Parameters
    public Panel parametersPanel;
    public Label parametersPanelTitle;
    public DataGridView parametersTable;
    public Button forecastButton;
    #endregion
    #region ResultRow
    public Panel resultRowPanel;
    public Panel resultRowTablePanel;
    public Label resultRowPanelTitle;
    public DataGridView resultRowTable;
    public ToolStrip resultRowMenuStrip;
    public ToolStripDropDownButton analysisResultRowButton;
    public ToolStripButton saveResultRowButton;

```

```

public ToolStripMenuItem graphResultRowItem, correlationResultRowItem;
#endregion

public string _paramsAR, _paramsMA;
public int optAR;
public int optMA;
public double DW, SSE, RQ, INT, NDW, NSSE, NRQ;
public ARMA ARMA;
public TextBox textPanel;
public Vector OutputRow;
public Vector OutputParameters;
public Matrix Parameters;
public bool ifLinear;
public int model;
public MainForm()
{
    InitializeComponent();
    components = new System.ComponentModel.Container();
    AutoScaleMode = System.Windows.Forms.AutoScaleMode.Font;
    Text = "Desision Support System Panchenko Denys, IASA-2019";
    MaximizeBox = false;
    darkColor = Color.Green;
    //Color.FromArgb(36, 0, 18);
    mediumColor = Color.Blue;
    //Color.FromArgb(255, 0, 255);
    lightColor = Color.White;
    //Color.FromArgb(255, 128, 255);
    Size = new Size(1000, 600);
    ClientSize = new Size(1025, 600);
    AutoSize = false;
    AutoScroll = false;
    FormBorderStyle = FormBorderStyle.FixedSingle;
    Load += new EventHandler(_basicFormLoad);

```

```

#region Row
rowPanel = new Panel()
{
    Location = new Point(0, 0),
    Size = new Size(200, 400),
    BackColor = mediumColor,
    BorderStyle = BorderStyle.FixedSingle
};
rowPanelTitle = new Label()
{
    AutoSize = false,
    TextAlign = ContentAlignment.MiddleCenter,
    Font = new Font(new FontFamily("Times New Roman"), 10),
    Width = rowPanel.Width,
    Height = 25,
    BackColor = Color.Yellow,
    ForeColor = Color.Black,
    Text = "Вхідний ряд"
};
rowPanel.Controls.Add(rowPanelTitle);
rowTablePanel = new Panel()
{
    Location = new Point(25, 25),
    Size = new Size(150, 350),
    BackColor = lightColor
};
rowPanel.Controls.Add(rowTablePanel);
#region Menu
rowMenuStrip = new ToolStrip()
{
    Location = new Point(25, 25),
    Size = new Size(150, 25),

```

```

        TabIndex = 0,
        Text = "rowMenuStrip",
        Name = "rowMenuStrip",
        BackColor = lightColor,
        ForeColor = darkColor

};

fileRowButton = new ToolStripDropDownButton()
{
    DisplayStyle = ToolStripItemDisplayStyle.Image,
    Image = Image.FromFile("fileImage.png"),
    Name = "fileButton",
    Size = new Size(25, 25),
    Text = "Файл"
};

loadRowItem = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Завантажити ..."
};

loadRowItem.Click += new EventHandler(_loadRowClick);
saveRowItem = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Зберегти як ...",
    Enabled = false
};

saveRowItem.Click += new EventHandler(_saveRowClick);
fileRowButton.DropDownItems.AddRange(
    new ToolStripItem[] {
        loadRowItem,
        saveRowItem
    }
);

```

```

editRowButton = new ToolStripDropDownButton()
{
    DisplayStyle = ToolStripItemDisplayStyle.Image,
    Image = Image.FromFile("editImage.png"),
    Name = "editButton",
    Size = new Size(25, 25),
    Text = "Обробка",
    Enabled = false
};
normRowItem = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Нормування"
};
normRowItem1 = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Від 0 до 1"
};
normRowItem1.Click += new EventHandler(_norm1RowClick);
normRowItem2 = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Від -1 до 1"
};
normRowItem2.Click += new EventHandler(_norm2RowClick);
normRowItem.DropDownItems.AddRange(new ToolStripItem[]
{
    normRowItem1,
    normRowItem2
});
logRowItem = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Логарифмування",
};

```

```

logRowItem1 = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Натуральний"
};
logRowItem1.Click += new EventHandler(_log1RowClick);
logRowItem2 = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Десятковий"
};
logRowItem2.Click += new EventHandler(_log2RowClick);
logRowItem.DropDownItems.AddRange(new ToolStripItem[]
{
    logRowItem1,
    logRowItem2
});
editRowButton.DropDownItems.AddRange(
    new ToolStripItem[] {
        normRowItem,
        logRowItem
    });
analysisRowButton = new ToolStripDropDownButton()
{
    DisplayStyle = ToolStripItemDisplayStyle.Image,
    Image = Image.FromFile("graphImage.png"),
    Name = "graphButton",
    Size = new Size(25, 25),
    Text = "Аналіз",
    Enabled = false
};
graphRowItem = new ToolStripMenuItem()

```

```

{
    Text = "Графік"
};
graphRowItem.Click += new EventHandler(_graphRowClick);
statRowItem = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Статистичні метрики"
};
statRowItem.Click += new EventHandler(_statRowClick);
autocorRowItem = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "АКФ та ЧАКФ"
};
autocorRowItem.Click += new EventHandler(_autocorRowClick);
stationarRowItem = new ToolStripMenuItem()
{
    Text = "Тест на стаціонарність"
};
stationarRowItem.Click += new EventHandler(_stationarRowClick);
analysisRowButton.DropDownItems.AddRange(new ToolStripItem[]
{
    graphRowItem,
    statRowItem,
    autocorRowItem,
    stationarRowItem
});
rowMenuStrip.Items.AddRange(
    new ToolStripDropDownButton[] {
        fileRowButton,
        editRowButton,
        analysisRowButton
    }
);

```



```

    }
    );
rowTablePanel.Controls.Add(rowMenuStrip);

Controls.Add(rowPanel);
#endregion
rowTable = new DataGridView()
{
    Location = new Point(0, rowMenuStrip.Bottom),
    Size      =      new      Size(rowTablePanel.Width,      rowTablePanel.Height      -
rowMenuStrip.Bottom),
    BackgroundColor = lightColor,
    ColumnCount = 2,
    ReadOnly = true,
    AllowUserToResizeRows = false,
    AllowUserToResizeColumns = false,
    ColumnHeadersHeightSizeMode =
DataGridViewColumnHeadersHeightSizeMode.DisableResizing,
    RowHeadersVisible = false,
    ColumnHeadersVisible = true,
    ColumnHeadersHeight = 25,
    AutoSizeColumnsMode = DataGridViewAutoSizeColumnsMode.None,
    AutoSizeRowsMode = DataGridViewAutoSizeRowsMode.None,
    Enabled = false,

};
rowTable.EnableHeadersVisualStyles = false;
rowTable.ColumnHeadersDefaultCellStyle.ForeColor = Color.Black;
rowTable.ColumnHeadersDefaultCellStyle.BackColor = darkColor;
rowTable.DefaultCellStyle.ForeColor = Color.Black;
rowTable.DefaultCellStyle.BackColor = lightColor;

```

```

rowTable.Columns[0].HeaderCell.Style.Alignment           =
DataGridViewContentAlignment.MiddleCenter;
rowTable.Columns[1].HeaderCell.Style.Alignment           =
DataGridViewContentAlignment.MiddleCenter;
rowTable.Columns[0].Width = 50;
rowTable.Columns[1].Width = 100;
rowTable.Columns[0].HeaderText = "n";
rowTable.Columns[1].HeaderText = "Y(n)";
rowTablePanel.Controls.Add(rowTable);
#endregion
#region Model
modelPanel = new Panel()
{
    Location = new Point(rowPanel.Right, 0),
    Size = new Size(ClientSize.Width - 3 * rowPanel.Width, rowPanel.Height),
    BackColor = mediumColor,
    BorderStyle = BorderStyle.FixedSingle
};
Controls.Add(modelPanel);
#endregion
#region Parameters
parametersPanel = new Panel()
{
    Location = new Point(modelPanel.Right, 0),
    Size = new Size(rowPanel.Width, rowPanel.Height),
    BackColor = mediumColor,
    BorderStyle = BorderStyle.FixedSingle
};
Controls.Add(parametersPanel);
#endregion
#region Result Row
resultRowPanel = new Panel()

```

```

{
    Location = new Point(parametersPanel.Right, 0),
    Size = new Size(rowPanel.Width, rowPanel.Height),
    BackColor = mediumColor,
    BorderStyle = BorderStyle.FixedSingle
};
Controls.Add(resultRowPanel);
#endregion
#region Text Panel
textPanel = new TextBox()
{
    ReadOnly = true,
    Multiline = true,
    Location = new Point(0, rowPanel.Bottom),
    Size = new Size(ClientSize.Width, ClientSize.Height - rowPanel.Bottom),
    BackColor = lightColor,
    ForeColor = darkColor,
    ScrollBars = ScrollBars.Vertical
};
Controls.Add(textPanel);
#endregion Text Panel
}
private void _loadRowClick(object sender, EventArgs e)
{
    var openFileDialog = new OpenFileDialog()
    {
        Filter = "Text files (*.txt) | *.txt"
    };
    DialogResult dialRes = openFileDialog.ShowDialog();
    if (dialRes != DialogResult.OK) return;
    InpNameRowForm InpNameRowWindow = new InpNameRowForm();
    InpNameRowWindow.RowName = "Row0";

```

```

dialRes = InpNameRowWindow.ShowDialog();
if (dialRes != DialogResult.OK) return;
try
{
    InputRow = new Vector(openFileDialog.FileName);
    InputRowName = InpNameRowWindow.RowName;
    textPanel.Text += "Завантажено ряд " + InputRowName + "\r\n";
    textPanel.Text += "Кількість елементів: " + InputRow.n.ToString() + "\r\n";
    if (_nonlinearityTest())
    {
        ifLinear = false;
        _nonlinearRow();
        textPanel.Text += "Ряд є нелінійним\r\n";
    }
    else
    {
        ifLinear = true;
        _linearRow();
        textPanel.Text += "Ряд є лінійним\r\n";
    }
}
catch (FormatException)
{
    MessageBox.Show("Помилка при завантаженні даних з файлу. Невірний формат
даних.");
    return;
}
catch (Exception ex)
{
    MessageBox.Show(ex.ToString());
    return;
}

```